كلية الهندسة المدنية

قسم هندسة وإدارة التشييد



التقدير الأولي لكلفة مشروعات الأبنية باستخدام الشبكات العصبونية

رسالة علمية أعدت لنيل درجة الماجستير في الهندسة المدنية

اختصاص هندسة وإدارة التشييد

إعداد المهندسة

رهف ياسر عمر أفندي

بإشراف

د. ابتسام حمد

د. هاني نجا

العام الدراسي

٢٠١٠-٢٠١١

Tishreen University

Faculty Of Civil Engineering

Construction Engineering And Management Department



Primary Cost Estimating For Building Projects Using Neural Networks

This thesis has been submitted as a partial fulfillment of the requirement for the degree of master in Construction Engineering And Management at the faculty of civil engineering

Eng. Rahaf Omar Afandi

Under the supervision of :

Dr. Ibtisam Hamad

Dr. Hani Naja

2010 - 2011

الفهـــــرس

رقم الصفحة

المقدمة:

Introduction

تعتبر عملية تقدير الكلفة الأولية في مشروعات التشييد إحدى أهم النشاطات الملازمة لأعمال دراسة الجدوى والتصميم باعتبارها تمثل ركناً مهماً من أركان عملية اتخاذ القرار بتنفيذ المشروع من عدمه. إن دقة هذا التقدير قد تعني الفرق ما بين المضي قدماً في أعمال التصميم حتى مرحلة الإنجاز الكامل، أو التوقف عند مرحلة معينة من مراحل حياة المشروع، وبالتالي فإن إعداد هذه التقديرات بطرق علمية سليمة يساهم في خروج المشروع إلى حيز التنفيذ بصورة مرضية.

ومن الملاحظ أن عملية التقدير الأولي لكلفة المشاريع الهندسية في سوريا ما زالت تعتمد على التخمينات المستمدة من الخبرات المتراكمة للأعمال السابقة، مع كل ما يعتري هذه التخمينات من أخطاء قد تبعدها عن القيمة الحقيقية للكلفة. فالمبالغة في زيادتها قد تعني إلغاء المشروع لأسباب تمويلية، أما المبالغة في إنقاصها فقد تؤدي إلى تعثر إنجاز المشروع أو خروجه عن الطيف المرسوم له من خلال تدني مستوى الجودة أو الأداء ما يؤثر في الشكل النهائي أو الخدمات المؤمل تقديمها من قبل المشروع وانحرافه عن غايته التي صمم لأجلها.

المراحل التي تمر بها التقديرات المالية في مشاريع البناء:

❁ - التقدير في مرحلة الفكرة للمشروع:

يساعد المالك في اتخاذ القرار حول المشروع من خلال أخذ فكرة عامة عن الميزانية اللازمة له وبالتالي تغيير فكرة المشروع أو العدول عنه أو الاستمرار فيه. ومازال هذا التقدير يستند إلى الخبرة السابقة إضافةً إلى طرق تقريبية مبسطة تعتمد على بارامترات محددة بحسب طبيعة المشروع.

❁ - التقدير في المراحل الأولية من التصميم:

تتوافر في هذه المرحلة معلومات قليلة عن المخططات، (مخططات أولية،Draft Drawing) يستطيع من خلالها المصمم تصور كميات المشروع بشكل أولي وحساب الكلفة التقديرية له ودعم قرار المالك المتخذ (التأكد من الكلفة المقدرة في مرحلة الفكرة). وإن إعداد التقدير في هذه المرحلة يساعد المصمم في اتخاذ القرار حول التصميم الأمثل (إن وجد عدة تصاميم ومعظمها تؤدي الوظيفة المرجوة).

❁ - تقدير تفصيلي:

يتم حسابه بعد نهاية مرحلة التصميم، حيث تتوافر مخططات تفصيلية تحسب من خلالها كميات الأعمال بدقة، ونتيجة جداء هذه الكميات بأسعار الوحدات نحصل على قيمة الأعمال التي تشكل الأساس في إعداد ما يسمى الكشف التقديري الذي يتم الاعتماد عليه في تقدير قيمة العقد.

❁ **-حساب الكلفة الحقيقية:**

يتم حساب الكلفة الحقيقية بعد الانتهاء من مرحلة تنفيذ الأعمال، وهي ناتج جداء كميات التنفيذ الحقيقية للمشروع بالأسعار (في الوقت الذي تم فيه التنفيذ) وتكون متضمنة المشاكل وتغيرات الأسعار.

تم في هذا البحث استخدام الشبكات العصبونية لإجراء عملية التقدير الأولي للكلفة في مرحلة الفكرة للمشروع، كما تم التركيز على حساب الكلفة للأبنية السكنية المنفذة على الهيكل .

مشكلة البحث:

Problem Statement

تعتبر مشاريع الأبنية السكنية واحدة من الضّرورات الأساسيّة لنشوء أي تجمع سكاني أو اقتصادي كما تعتبر عملية تقدير الكلفة لهذه المشاريع عملية جوهرية وأداة هامة في تحقيق أهداف المشروع ونجاحه، لذا فإن التّقدير الأوّلي الجيد لكلفة هذا النوع من البناء مهمّ جدّاً لاتّخاذ القرارات الأولى وعدم تعثّرها مستقبلاً، حيث أن تغيير فكرة المشروع أو العدول عنه أو المتابعة فيه تعتمد بشكل جوهري على هذا التقدير.

ومن الملاحظ أن جزءاً كبيراً من مشاريع الأبنية السكنية متشابهة من حيث الشكل العام، إلا أنها تختلف إلى حد كبير في الكلفة الكلية التي تتغير بتغير مجموعة من العوامل والمؤثرات.

إن معظم الطرق الكلاسيكية المستخدمة في المرحلة الأولية للمشروع لا تأخذ بعين الاعتبار المتغيرات الخاصة بالمنشأة المدروسة، وبالتالي تكون نتائجها غير مرضية. الأمر الذي يصعّب من عملية استنتاج كلفة المشروع في هذه المرحلة.

وقد تم في هذه الدراسة الإحاطة بأهم المتغيرات الممكن توفرها في المرحلة الأولية والتي تؤثر على كلفة المباني، وذلك بغية الحصول على نتائج مستمدة من مدخلات محددة تعتمد على خصائص المبنى، وبما أن هذه المتغيرات مستقلة فلا بد من اتباع طرق خاصة لإيجاد علاقة رياضية بينها. لذا فقد تم استخدام الشبكات العصبونية لمعرفة سلوك الشبكة في هذا المضمار، وتتجسد آلية عملها في إيجاد علاقة رياضية بين مجموعة من المتغيرات المستقلة عن طريق عملية تثقيل الأوزان أثناء تدريب الشبكة.

هدف البحث:

Research objective

إن عملية تقدير الكلفة لأعمال البناء هي عملية تحليلية منهجية يجب أن تتم بقدر معقول من الدقة لتحديد مقدار ما سوف تكون عليه ميزانية المشروع.

ومن أهم تلك التقديرات هي التقديرات المالية لتنفيذ الأعمال الإنشائية حيث تعتبر ركيزة هامة من ركائز إنجاح المشروع، لذا سيتم في هذا البحث التركيز على كلفة تنفيذ أعمال الهيكل للأبنية السكنية.

يهدف هذا البحث إلى استخدام إحدى تطبيقات الذكاء الصنعي المتمثلة بالشبكات العصبونية الصنعية في تقدير كلفة مشروعات الأبنية السكنية على الهيكل خلال مرحلة الفكرة للمشروع، ولتحقيق هذا الهدف تم اتباع الخطوات التالية:

- – تحديد مجموعة من البارامترات التي تؤثر على كلفة الأبنية السكنية وذلك بتصميم وتوزيع استبيان على عدد من المهندسين والمتخصصين في مجال تقدير الكلفة، وبتحليل نتائج الاستبيان وإدخال تأثير تغير الأسعار تم الوصول إلى البارامترات التالية ذات الأهمية الأكبر:
  ١) **المساحة الكلية**
  ٢) **عدد الطوابق**
  ٣) **ارتفاع المبنى**
  ٤) **نوع الجملة الحاملة**
  ٥) **نوع الأساسات**
  ٦) **نوع التربة**
  ٧) **وجود قبو**
  ٨) **سعر الكغ من الاسمنت**
  ٩) **سعر الكغ من الحديد**
  ١٠) **سعر المتر المكعب من البحص والرمل**
  ١١) **كلفة حفر المتر المكعب من التربة**
- – إتباع منهج تحليلي يعتمد على جمع شريحة لمشاريع أبنية سكنية منفذة – في محافظة اللاذقية– لتحليلها واستخراج العوامل والمتغيرات التي تتحكم بتكلفة البناء.
- – تصميم وتدريب الشبكة العصبونية:
  - بناء تصاميم مختلفة للشبكة العصبونية باستخدام برنامج حاسوبي خاص بهذه الشبكات.
  - تدريب واختبار التصاميم المختلفة.
  - اختيار التصميم الأمثل.
- – تطوير نظام حاسوبي – يستخدم الشبكة العصبونية المختارة – لتقدير الكلفة.

تنظيم البحث:

Research organization

تم تقسيم هذا البحث إلى مقدمة وأربعة فصول على النحو التالي:

المقدمة:

يتم فيها عرض مقدمة عامة للبحث وتشمل عرض المشكلة بشكل عام وأهداف البحث وأهميته, إضافة إلى الحاجة إليه وطريقة تنظيمه.

الفصل الأول: الطرق التقليدية لتقدير كلفة مشروعات البناء إضافةً إلى الدراسات المرجعية.

يلقي الضوء على بعض الطرق التقليدية المتعارف عليها في تقدير كلفة أعمال البناء كما ينوه إلى بعض الدراسات والأبحاث السابقة التي أجريت في هذا المجال.

الفصل الثاني: الشبكات العصبونية الصنعية

يتم في هذا الفصل شـــرح مفهوم الشبكـــات العصبونية الصنعيـــة بشـــكل عام ومبدأ عملها من خلال طرح آليـــة عمـــل الشبكات العصبونية العضويـــة, كما يستعرض هيكليتهـــا ومكوناتهـــا "طبقاتهـــا", أنواعهـــا الرئيسيـــة, الوحدات المكونـــة لهـــا، وأخيراً يستعرض بعض تطبيقات الشبكات العصبونية الصنعية في مجال الهندسة المدنية.

الفصل الثالث: تصميم شبكة عصبونية صنعية لتقدير كلفة أعمال الهيكل في مراحل مبكرة من التصميم:

يشتمل هذا الفصل على الدراسة العملية للبحث, وفيه تم اقتراح نموذج جديد هو الشبكات العصبونية الصنعية لحل مشكلة هامة في مجال إدارة المشروعات الهندسية وهي إمكانية استخدام نموذج دقيق وسهل لتقدير كلفة مشروعات الأبنية السكنية في مرحلة الفكرة للمشروع.

تم في هذا الفصل تحديد العوامل المؤثرة على كلفة مشروعات الأبنية السكنية من خلال توزيع استبيان على/65/ خمسةٍ وستين من المهندسين الاستشاريين، تلك العوامل استخدمت كمعطيات دخل من أجل تدريب واختبار الشبكة المقترحة. تمت عملية التدريب والاختبار على معطيات جمعت من مشاريع سابقة لمجموعة من الأبنية السكنية على الهيكل في محافظة اللاذقية وقد تم تجريب عدد من الحالات التصميمية لبنية الشبكة مع حساب الخطأ المقابل لكل منها, ومن ثم تم اختيار الشبكة المثلى الموافقة للخطأ الأصغري والتي ستوضع قيد الاستثمار.

ولسهولة الاستثمار تم تطوير برنامج حاسوبي يسهل على المستخدمين ممن ليس لديهم خبرة في الشبكات العصبونية الاستفادة من الشبكة العصبونية المختارة.

الفصل الرابع: النتائج والمقترحات:

تم فيه عرض ملخص البحث ونتائجه إضافةً إلى ذكر بعض المقترحات التي من الممكن في حال تطبيقها أن تؤدي إلى التحقيق الأمثل لأهداف المشروع.

الفصل الأول

طرق تقدير كلفة مشروعات البناء

Methods of cost estimating for building constructios

١-١ مقــدمــة (Introduction):

تؤدي التقديرات الأولية للكلفة والتي تتم في مرحلة الفكرة للمشروع الدور الأساسي في الحكم على جدوى المشروع من عدمه، حيث أنه اعتماداً على هذه التقديرات يتم تغيير فكرة المشروع أو العدول عنه أو المتابعة فيه، فإن كان القرار يقضي بمتابعة المشروع عندئذ يتم الانتقال من مرحلة الفكرة إلى المرحلة التالية من مراحل حياة المشروع وهي مرحلة التصميم، وبالتالي يتم تطوير التقدير من التقدير الأولي في مرحلة الفكرة إلى التقدير الأولي في المراحل الأولى من التصميم ليرافق ويواكب هذه المرحلة ويتم تبادل المعلومات والتنسيق بين هاتين المرحلتين.

إن أحد أول الأسئلة التي يسألها المالك أو الزبون الراغب بالقيام بعملية البناء هو "كم ستكون كلفة هذا البناء؟" وإذا كان هذا الزبون حكيماً ومتنبهاً فإن سؤاله التالي سيكون "ما مدى دقة هذا الرقم المعطى ككلفة؟"

إن الغرض الأساسي من تقدير الكلفة هو تقديم رقم يشير إلى كلفة التشييد المحتملة، الأمر الذي يشكل عاملاً هاماً بالنسبة للمالك لاتخاذ قرار البناء. يقدم هذا التقدير في الوقت نفسه الأساسيات التي تقوم عليها ميزانية المالك ويشكل أساساً تعتمد عليه عملية المراقبة لكلفة التشييد في المراحل اللاحقة. يتعرض هذا التقدير للمراجعة وإعادة النظر مرات عدة خلال مراحل التشييد المختلفة.

بالطبع فإن أحد أهم المعايير عند تقدير الكلفة، هو مدى دقة هذا التقدير. وإن إعطاء تقدير مبكر وبسعر عال قد يثبط المالك عن المضي قدماً في المشروع، وبالتالي تضيع الربحية المحتملة.

أما إذا كان هذا السعر المقدر في البداية منخفضاً جداً، فقد ينتج عن ذلك تصميم فاشل، خيبة أمل من قبل المالك أو حتى مقاضاته للمصمم. مهما كان الأمر، يتوجب علينا القبول بأن تقديرات السعر المبكرة هي تقديرات تقريبية وبالتأكيد سوف تتضمن مقداراً من عدم الدقة.

إن اختيار المنهجية والأسلوب المناسب للوصول إلى تقدير دقيق يساهم في إنهاء المشروع بنجاح.

١-٢ أهمية التقدير:

يؤدي التقدير في مراحله المختلفة أهدافا كثيرة لكل أطراف المشروع من أهمها:

- مساعدة المالك في اتخاذ قرار حول جدوى المشروع (في مرحلة الفكرة).
- أن يكون المالك على معرفة بما إذا كانت كلفة المشروع ضمن إمكانياته أم لا.
- مساعدة المالك في تدبير الموارد المالية اللازمة.
- مساعدة المقاول في اتخاذ قرار حول الاشتراك في المناقصة أم لا.
- مساعدة المقاول في تأمين الموارد المالية اللازمة في مرحلة التنفيذ.
- مساعدة المالك في اختيار المقاول المناسب.
- مساعدة استشاري التصميم في اختيار أفضل البدائل للتصميم والتنفيذ.

(عبد الرشيد، إبراهيم، ٢٠٠٦)

١-٣ دقة التقدير:

تعتمد دقة التقديرات ومستوى تفصيلها على عدة أمور (Ashworth, A. 1999).

نذكر منها:

- الزمن المتاح للتقدير والغرض من التقدير وبالتالي الجهد الذي تبرزه هذه الغاية.
- صعوبة تقدير البنود موضوع الدراسة والتقدير.
- الطرق والأساليب المستخدمة.
- مؤهلات القائمين بعملية التقدير.
- حساسية نتائج الدراسة تجاه عامل من العوامل المؤثرة في التقديرات.
- بعض العوامل الأخرى مثل عدم معرفة متطلبات صاحب المشروع بشكل كامل، أو عدم وجود وضوح في جداول التصميم والإنشاء، وكذلك محاولة تكييف التكلفة الإجمالية لتلائم مبالغ مشاريع سابقة بغض النظر عن المتطلبات الخاصة، وتتحسن دقة التقديرات بازدياد تفصيلها، ولكن بالمقابل تزداد كلفة التقدير بمقدار كبير بزيادة دقته لذلك تحدد التقديرات لموضوع معين ضمن إدراك تام لمستوى الدقة المطلوب لانجاز هذه الدراسة له مع الانتباه أنه بغض النظر عن الكيفية التي تحدد فيها التقديرات فهي ستكون مشوبة بالأخطاء لحدود معينة رغم استخدام طرق متطورة في تقدير الكلفة، ولكن يمكن تقليص هذه الأخطاء إلى حدودها الدنيا كلما كانت المعلومات والبيانات المستخدمة موثقة، وكلما كانت طرق التقدير المستخدمة ملائمة.

١-٤ العوامل المؤثرة على سهولة التقدير:

تؤثر طبيعة المشروع على سهولة إعداد التقدير. فالتقديرات المطلوبة مثلا من أصحاب المصانع تكون عادة أبسط من تلك التي تخص البناء. ويعود السبب في ذلك إلى أن الصناعة غالباً ما تكون تكرارية بشكل أكبر، كما تكون المخاطرة وعدم التأكد فيها أقل، كذلك تؤثر طبيعة الجزء من البناء المطلوب تقديره، فتقدير أعمال الأساسات مثلا أصعب من الأعمدة والجوائز بسبب احتمال مصادفة طبقات في التربة غير متوقعة مما قد يتطلب تغيير في نوع الأساسات، وعموماً كلما ازداد حجم المشروع وازدادت أهميته أصبحت عملية التقدير أصعب وأكثف وأهم.

١-٥ قياس دقة التقدير:

يتمثل عدم الدقة في الاختلاف بين سعر التقدير الأولي والكلفة الحقيقية. ويمكن التعبير عن ذلك كنسبة مئوية (Oberlender, G. D. 2000). إن الاختلاف يمكن استنتاجه من خلال عمليات الرصد والتحليل. لأجل ذلك فإنه من الضروري تجميع عدد المشاهدات لمشاريع عدة لأغراض تحليلية تتضمن تفسير البيانات التي نحصل عليها من إجراء الإحصائيات.

١-٦ طرق إنجاز التقديرات:

هناك العديد من الطرق المتبعة في تقدير التكاليف في مشاريع التشييد، وقد جاء هذا التنوع في الأساليب استجابةً للمتغيرات التي طرأت على كيفية تقدير التكاليف لتواكب التطور الذي صاحب مشروعات البناء والتشييد، فبعد أن كانت تلك المشروعات عبارة عن مبان مبسطة تبنى من مواد تقليدية، تطورت وأصبحت الآن مبان تخصصية معقدة تحتوي على آلات ومعدات وأجهزة متطورة يضاف إلى ذلك المنافسة العالمية في سوق البناء. كل ذلك ساهم في ضرورة دقة عمليات التقدير، وإن شيوع إحدى الطرق في التقدير يعود إما إلى الخبرة المتراكمة فيها أو نتيجة الممارسة الطويلة لهذه الطريقة أو تلك.

إن اختيار طرق التقديرات المبكرة يعتمد على:

- مستوى وضوح مجال العمل.
- الوقت المسموح لتحضير التقدير.
- المستوى المطلوب من الدقة.
- الغرض المطلوب من التقدير المنجز.

١-٦-١ الطرق التقريبية لتقدير الكلفة:

هي طرق تستخدم للتقدير المبدئي للتكلفة في مرحلتي التخطيط والتصميم وذلك عندما لا يكون المشروع معرفا تعريفاً دقيقاً بعد, وتعتمد هذه التقديرات على معرفة التكلفة الفعلية لوحدات المشروع والتي تم تقديرها اعتماداً على مشروعات سابقة ويتم ضبط هذه القيم لتعكس الظروف الخاصة بالمشروع الجديد مثل وقته ومكانه, نذكر من هذه الطرق:

١- تكلفة كل مستخدم:

يتم فيها تقدير التكلفة الإجمالية للمشروع على أساس التكلفة المتوسطة لكل مستخدم, ومثال لذلك التكلفة لكل مريض عند تقدير تكلفة مستشفى, أو التكلفة لكل طالب عند تقدير تكلفة مدرسة, أو التكلفة لكل سيارة عند تقدير تكلفة جراج, ويتم حساب تكلفة المشروع الجديد بضرب عدد المستخدمين المتوقع في تكلفة المستخدم .

٢- التكلفة باستخدام المعاملات:

يتم تقدير تكلفة المنشأ بتعديل تكلفة تنفيذ منشأ آخر مماثل, ويتم ضرب المنشأ القائم في معاملات بهدف ضبط التكلفة المقدرة للمنشأ الجديد لتعكس ظروف العمل المختلفة ومصاريف العمال.... إلخ.

٣- تكلفة وحدة الحجوم:

يتم تقدير التكلفة بناء على تكلفة وحدة الحجوم من المنشآت المماثلة, وتصلح في مشروعات مثل وحدات التبريد الضخمة حيث يتم تقدير التكلفة بضرب حجم المنشأ في تكلفة وحدة الحجوم.

٤- تكلفة وحدة المساحة:

يتم تقدير التكلفة بناء على تكلفة وحدة المساحة من المنشآت المماثلة حيث يتم تقدير التكلفة بضرب مساحة المنشأ في تكلفة وحدة المساحة .

٥- تكلفة أجزاء المشروع:

يتم تقدير تكلفة المشروع بناء على التكلفة المجمعة لأجزاء المشروع مثل تكلفة أعمال الموقع, والأساسات, الأعمدة, الأسقف, الحوائط الخارجية, أعمال السباكة, أعمال النجارة .

١-٦-٢ الطرق التفصيلية لتقدير التكلفة :

يشرع في عمل التقدير التفصيلي للتكلفة فقط عندما تكتمل رسومات ومواصفات المشروع, ويتم تقدير التكلفة بناء على إجراء حصر كامل ودقيق للكميات المطلوبة لإنجاز المشروع, ويشتمل تقدير التكلفة على تعريف وتصنيف وتحليل بنود تكلفة كثيرة متضمنة في عملية التنفيذ, ويتطلب تقدير التكلفة دراسة مفصلة ودقيقة للرسومات وكذالك دراية عميقة بأسعار العمالة والمعدات والمواد، وفيما يلي يتم استعراض خطوات تقدير التكلفة التفصيلية:

١ – حصر الكميات:

تمثل الخطوة الأولى في تقدير تكلفة المشروع, ويشمل حصر الكميات على تصنيف دقيق للأعمال حسب طبيعتها, ويتم حساب الكميات بواسطة المصمم لإعداد الكشف التقديري وكذلك يقوم المقاول بإعادة حصر الكميات للأعمال التي ينوي القيام بتنفيذها ذاتياً, ولا يقوم بحصر كميات الأعمال التي يطرحها لمقاولي الباطن, ويقوم المقاول بإعادة حصر الكميات والتي عادة ما يقوم المصمم بإعدادها في عقود أسعار الوحدات وذلك للأسباب التالية :

– معظم المصممين يذكرون أن الكميات التي تم حسابها بواسطتهم هي كميات تقريبية فقط.

– عملية حصر الكميات تضيف دراية ومعرفة بمتطلبات المشروع وتفاصيله.

– معظم بنود الأعمال لا يمكن للمقاول تسعيرها بدون تجزئتها إلى أجزاء أصغر .

بعد حساب الكميات يتم ضربها بسعر الوحدة لكل بند والذي يتضمن الكلفة المباشرة أما الكلفة غير المباشرة تحمل على كامل المشروع.

٢ – التكلفة المباشرة :

التكلفة المباشرة لبند عمل هي المصروفات التي تنفق مباشرة على تنفيذ البند وتنقسم التكلفة المباشرة إلي تكلفة المواد والعمالة والمعدات ومقاولي الباطن .

❖ – تكلفة المواد

يقوم المقاول عادة بطلب عروض أسعار محددة لمعظم المواد بالمشروع, ويتلقى المقاول عروض أسعار من موردي المواد توضح كتابياً أسعار المواد بالإضافة إلى عناصر أخرى للتكلفة المرتبطة بالمواد مثل تكلفة الشحن, الضرائب, معدلات التوريد إلى الموقع, وكذلك الضمانات وطريقة الدفع واعتبارات أخرى, وتبعاً لذلك فإنه إذا كان حصر الكميات قد تم بدقة عالية فإنه يمكن تقدير تكلفة المواد بنفس الدقة أيضاً, وأحيانا يقوم المالك بإمداد مواد معينة للمقاول عندئذ يقوم المقاول باستبعاد تكلفة الشراء ولكن يمكن أن يضيف عناصر تكلفة أخرى مثل تكلفة مناولة المواد.

❖ – تكلفة العمالة:

تمثل هذه التكلفة الأجر الصافي الذي يستلمه العامل عن كل يوم عمل, ووجود سجلات دقيقة ومفصلة تم الاحتفاظ بها من مشاريع تم إنجازها حديثاً يمثل حجر الأساس للقيام بتقدير تكلفة العمالة في أي مشروع, وتوجد طريقتان أساسيتان يمكن استخدامهما لتقدير تكلفة العمالة المباشرة وهما طريقة معدل الإنتاج وطريقة تكلفة الوحدة .

طريقة معدل الإنتاج تعتمد على معرفة معدل الإنتاج اليومي للطاقم, وبمعرفة حجم العمل الكلي المطلوب تنفيذه يمكن حساب عدد الأيام المطلوبة لانجاز البند ككل, ثم يتم ضرب عدد الأيام في تكلفة الطاقم في اليوم لنحصل على التكلفة الإجمالية للعمالة .

وطريقة تكلفة الوحدة تعتمد على معرفة تكلفة العمالة المباشرة للوحدة, ويمكن على أساسها

حساب تكلفة العمالة الكلية بضرب تكلفة العمالة للوحدة في كمية العمل المطلوب تنفيذه .ويوجد بالإضافة إلي التكلفة المباشرة للعمالة تكلفة غير مباشرة تتمثل في الضرائب على الرواتب, التأمينات على العمال, وكذلك المميزات الأخرى مثل المعاشات, التأمين الصحي, برامج التدريب, الإجازات المدفوعة الأجر, وغالباً ما يتم حساب التكلفة غير المباشرة كنسبة من التكلفة المباشرة للمشروع .

❖ – **تكلفة المعدات:**

يتم تقدير تكلفة المعدات في المشروع بطريقة مشابهة لتكلفة العمالة وذلك باستخدام طريقة معدل الإنتاج أو تكلفة الوحدة .

ففي طريقة معدل الإنتاج بمعرفة معدل الإنتاج في الساعة وكذلك حجم الإنتاج الكلي المطلوب تنفيذه يتم حساب عدد ساعات التشغيل المطلوبة, وبمعرفة تكلفة المعدة في الساعة يمكن حساب إجمالي التكلفة للبند .

والطريقة الثانية تعتمد على معرفة تكلفة وحدة الإنتاج, وبضربها في الحجم الكلي للعمل ينتج التكلفة الكلية, ويوجد بعض الاعتبارات الخاصة بالمعدات والتي نوجزها فيما يلي :

– يقصد بالمعدات هي تلك التي يستعملها المقاول في انجاز العمل ولا يقصد بها المعدات التي تصبح جزءً من المنشأ بعد تنفيذه مثل المصاعد, السلالم المتحركة, الغلايات والتي تدخل في نطاق المواد وليس المعدات.

– الآليات أو المعدات التي تخدم المشروع ككل (مثل الرافعات البرجية) لا تعتبر تكلفتها ضمن تكلفة المعدات ولكن تؤخذ تكلفتها كإجمالي بالنسبة للمشروع وتضاف إلى تكلفة المشروع غير المباشرة.

– يتم حساب تكلفة معدة التشييد طبقاً لطريقة توفيرها في الموقع كما يلي :

١– في المشاريع طويلة الزمن يتم شراء معدة في بداية المشروع والتخلص منها في نهايته ويتم تحميل الفرق بين سعري الشراء والبيع المقدر كإجمالي على فترة المشروع .

٢– عند تدبير المعدة عن طريق عقود إيجار طويلة أو محددة الأجل يتم استخدام معدل الإيجار لحساب تكلفة المعدة .

٣– في كل من الحالتين السابقتين يتم إضافة تكلفة تشغيل المعدة إلى التكلفة المحسوبة والتي تشمل الوقود والزيوت والشحوم والصيانة وقطع الغيار والإطارات وكذلك السائق .

٤– عند تملك المعدة يقوم المقاول بتقدير قيمة تملك وتشغيل المعدة في الساعة ويستخدمها لحساب تكلفة المعدة .

– بعض المعدات يكون من الأنسب أن نعبر عن تكاليفها بطريقة أخرى غير التكلفة في الساعة مثل :

١– القوالب الخشبية والمعدنية يفضل حساب تكلفتها على أساس عدد معين من مرات الاستخدام.

٢– الرافعات البرجية تستخدم لفترات طويلة لخدمة المشروع ككل لذلك تحتسب تكلفتها لوحدة الزمن مثل الشهر .

٣- محطات خلط الخرسانة والإسفلت ووحدات إنتاج الركام تحسب تكلفتها على وحدة الإنتاج.

ويفضل في كافة الحالات حفظ سجلات دقيقة ومفصلة لكل معدّة في الموقع لتوفر مصدراً هاماً لتقدير تكلفتها ومعدل إنتاجها في المشروعات السابقة لإسقاطها على مشاريع جديدة.

❖ - تكلفة مقاولي الباطن:

إذا كان المقاول الرئيسي ينوي طرح بعض الأعمال في مشروعه إلى مقاولي الباطن فإن عروض الأسعار المقدمة من مقاولي الباطن تعتبر هامة جداً لإتمام تقدير التكلفة للمشروع ككل، ويختار المقاول أقل العروض المقدمة من مقاولي الباطن، ويضطر المقاول أحياناً إلى تقديم بعض الخدمات للمقاول الباطن في الموقع تضاف تكلفتها إلى العرض المقدم من مقاولي الباطن.

٣ - التكلفة غير المباشرة :

التكلفة غير المباشرة هي التي تنفق على إنجاز وتنفيذ المشروع والتي لا تندرج مباشرةً تحت أي من بنود الأعمال بالمشروع, وتنقسم التكلفة غير المباشرة إلى تكلفة للموقع وتكلفة لإدارة الشركة . وتشمل تكلفة الموقع أجور المهندسين والمشرفين والمراقبين وتجهيز وإخلاء الموقع وتأمين المشروع والإسعافات والأسوار والعلامات والاختبارات بالموقع والأعمال المساحية, ويتم في العادة تحميل هذه التكلفة كنسبة من المصروفات المباشرة (٥-١٥%) ويمكن أيضا حساب تكلفتها بالتفصيل.

وتشمل تكلفة الإدارة المصروفات العامة للمقاول مثل إيجار المكتب والتأمين والمرافق والتجهيزات المكتبية والتبرعات والإعلانات ومصروفات السفر ورواتب الموظفين, وتشكل هذه التكلفة حوالي من (٢-٨%) من حجم عمل المقاول السنوي لذلك تحمل هذه المصروفات على أي مشروع جديد.

١-٧ الدراسات السابقة حول تقدير كلفة أعمال البناء

Leterature Review

تعتبر عملية تقدير الكلفة لمشاريع التشييد عملية تنبؤية ممكن أن تكون أداة هامة لتسهيل تحديد ميزانية المشروع.

تبدأ هذه الأداة بما يسمى التقدير الأولي الذي يساعد في تحديد التمويل المطلوب وقياس الحاجة للمشروع ثم يتم تطوير هذه الأداة وتحسينها خلال مراحل المشروع المختلفة لتحقيق حل عملي مقبول.

أهمية هذا الموضوع جعل من عملية تقدير كلفة مشاريع البناء محط اهتمام لمجموعة من الباحثين حتى وقتنا الحاضر.

قام كل من [Yaman, H. and Tas, E. 2007] بإجراء دراسة كان الهدف منها هو تقديم نموذج حاسوبي لتقدير الكلفة استناداً على العناصر الوظيفية لمشاريع القطاع الإنشائي في تركيا

والممكن استخدامه في مراحل التصميم التخطيطي ودراسة الجدوى وذلك حسب مستوى التفصيل لبيانات المشروع المتاحة، تم تطوير البرنامج الذي يعتبر حالياً في مرحلة الاختبار ويستخدم لأهداف تعليمية حيث أن المقدرين والطلاب الخريجين ممكن أن يستخدموا البرنامج لتقدير كلفة مشاريع البناء الحالية، وقد حددت العناصر الوظيفية المعتمدة في النظام كالتالي: بلاطة الأرضية، الطوابق وبيوت الدرج، الجدران الداخلية، النوافذ، الأبواب الداخلية، الجدران الخارجية، الأبواب الخارجية، هيكل السطح، وأشاروا أن أهمية هذه الطريقة تكمن في البساطة وقابلية استخدام النظام للحالات الحقيقية حيث أن أنظمة تقدير الكلفة يجب أن تكون بسيطة، مرنة، واقعية وسهلة التطبيق.

في دراسة أجراها الباحث [Sonmez, R. 2004] وجد أن التقدير الأولي للكلفة يلعب دوراً حاسماً في المراحل الأولى من اتخاذ قرار المشروع على الرغم أن الأعمال تكون غير متبلورة ومعلومات التصميم المتاحة تكون محدودة جداً، كما تم في هذه الدراسة مناقشة مزايا ومساوئ طرق التقدير الأولية المستخدمة حالياً وتم اقتراح استخدام تقنيات (الانحدار الخطي، الشبكات العصبونية والتقدير المجالي) معتمدين على بيانات سابقة ل٣٠ مشروع ٢٧ منهم للتدريب و٣ للاختبار وذلك لدور الرعاية الصحية للمتقاعدين في أمريكا وتم مناقشة فوائد الاستخدام المتزامن للتقنيات الآنفة الذكر. النموذج المعتمد هو نموذج الانحدار ولم يكن من حاجة لاستخدام علاقة غير خطية، وتوصلوا أن استخدام التقدير المجالي خلال مراحل مبكرة من المشروع تساعد على قياس عدم التأكد بشكل متوافق مع التقدير الأولي، كما يعتقد الكاتب أن التقنيات المستخدمة في الدراسة حسنت من تقدير الكلفة في مراحل مبكرة من المشروع.

أشار كل من [Cheng, M.Y., Tsai, H.C. And Hsein, W.S. 2008] في الدراسة التي تم إجراؤها في تايوان أن التقدير الأولي لا يلعب فقط الدور الأساسي في مجال دراسة جدوى المشاريع الإنشائية، ولكن يعتبر الأساس في النجاح النهائي للمشاريع، وكذلك نوَه في الدراسة أن تقدير الكلفة للمنشآت بشكل عام تعتمد على التجربة الحدسية للخبراء لذلك كان لا بد من تطوير طرق عملية لاستخدامها في مراحل التخطيط والتصميم لرفع دقة التقدير الأولي للمشروع.

هذه الدراسة اقترحت استخدام طريقة الذكاء الصنعي Evolutionary Fuzzy Neural Inference Model (EFNIM) التي تم فيها دمج كل من طرق الجينيتك ألغوريتم، المنطق الضبابي، والشبكات العصبونية رافعة من قابلية تطبيق هذا الموديل لتعيين الحلول المثلى للمسائل المعقدة علاوة على ذلك هذه الدراسة تقدم طريقة Evolutionary Web-based Conceptual Cost Estimators (EWCCE) التي تم الحصول عليها بدمج الـ EFNIM مع ال World Wide Web (www) والتي تم فيها تقديم حالتين من كيفية التقدير الأولي لكلفة المنشآت وبدقة مقبولة خلال مراحل مبكرة من المشروع.

أشار الباحثون [Kim, G.H., An,S.H. and Kang, K.I. 2004] في دراسة أجروها أن التقدير المناسب لكلف المنشآت تعتبر العامل المفتاح في مشاريع الإنشاء.

هذه الدراسة تختبر أداء ثلاثة موديلات لتقدير الكلفة (تحليل الانحدار, الشبكات العصبونية, والــ case based reasoning (CBR) حيث تم جمع بيانات كلف لــ ٥٣٠ مشروع سابق في كوريا. أعطت الشبكات العصبونية نتائج أدق فيما يتعلق بالدقة في نتائج التقدير بينما الــ CBR أدت أفضل من الموديلات الأخرى فيما يخص الاستخدام البعيد المدى, سهولة التحديث والمعلومات المتاحة عن النتيجة، وقد رأوا أن البحوث القادمة ممكن أن تطور موديل هجين يكامل أدوات مختلفة مثل الشبكات العصبونية الجينيتك ألغوريتم للحصول على بنية جيدة للشبكة وإمكانية تطوير المتغيرات مستقبلاً.

الطريقة المقترحة من قبل الباحثين [Cheung, F.K.Y. and Skitmore, M. 2005] تهدف أولاً لإعادة تقييم طريقة JAME (JAME STOREY ENCLOJURE AREA) وهي طريقة تنتمي إلى (SINGLE RATE FAMILY) حيث تعتمد مبدأ المتغير الواحد وهو الوزن، يتم من خلال هذه الطريقة إعطاء وزن لكل مكون من مكونات المبنى بحسب تأثيره على الكلفة. أما الهدف الثاني فهو تحديث طريقة JAME، وقد تم ذلك من خلال تطوير نموذجي انحدار بالاعتماد على بيانات مشاريع في HONG KONG لــ 4 أنواع من الأبنية: المكاتب, الإسكان الشعبي, بيوت التمريض, المدارس الابتدائية والثانوية.

النتائج تشير خلافاً لمزاعم JAME، فإنّ كلاً من طريقته الأصلية والمطورة باستخدام نموذجي الانحدار ليستا أفضل أو أسوأ من الطرق الأخرى.

أجرى الباحثون .[Jadid, M.N. and Idress, M.M. 2007] دراسة تستخدم مفهوماً جديداً لتوليد جدول الكميات باستخدام رسوم الأوتوكاد لمشروع بناء ما. المصممون لهذا المفهوم أخذوا بعين الاعتبار نوع المواد والأشكال الهيكلية لرسوم الأوتوكاد وذلك لحساب كلفة العناصر الهيكلية باستخدام الأتمتة. المفهوم الأساسي يرتكز على استخدام طريقة الرفع الثلاثي الأبعاد وهي تقنية جديدة لمهندسي الإنشاء ومساحو الكميات لتقدير المواد المطلوبة للجوائز, الأعمدة, البلاطات والأساسات بعد تحويل رسوم الأوتوكاد إلى ملف DXF، تقوم هذه الخوارزمية بعملية الرفع الثلاثي الأبعاد وتعريف الطبقات والعناصر من رسم ال DXF الثنائي البعد على سوية مع معلومات الإحداثيات، حالما تكتشف الإحداثيات، يكون من السهل تحديد المساحة والحجم لأي شكل هندسي متضمن الدوائر والمضلعات.

النتائج التي تم الحصول عليها باستخدام هذه التقنية أكثر دقة وواقعية من الطرق اليدوية والتقنيات التقليدية, وتتضمن هذه الطريقة تواصل سهل مع الرسوم الإنشائية وتعديلات متاحة في جدول الكميات.

وضع كل من [Han, K.J., Lee, H.S., Park, M. and Gi, S.H. 2007] دراسة حول تقدير كلفة أعمال المشاريع الإنشائية، حيث وجدوا أنه على الرغم من أن بعض المشاريع إذا ما وضعت في كفة الميزان تكون متشابهة من حيث الخواص إلا أنها تختلف إلى حد كبير في الكلفة الكلية

التي تتغير بتغير المنطقة، متطلبات المالك، الظروف الاقتصادية وغيرها من المؤثرات، الأمر الذي يصعب من عملية استنتاج الكلفة المتحكمة للمشروع في مرحلة التصميم المبكرة، كما أشاروا إلى خاصية وهيكلية الطرق العامة التي تجعل من عملية تقدير الكلفة عملية دقيقة في حال استندت على عدد كاف من البيانات وتكون غير دقيقة في حال العكس، لذلك كانت لديهم الرغبة في ابتكار طريقة تلبي الحاجة المرجوة حتى في الظروف غير الجيدة (قلة في كمية البيانات المتاحة)، حيث تم جمع بيانات حقيقية لأبنية منفذة في كوريا وتم تقدير الكلفة باستخدام تقنية الـــ Case-Based reasoning (CBR) وتقنية الانحدار (Regression)، وذلك اعتماداً على مفهوم طبقة قاعدة البيانات Concept) of data base Layer)، والتي تم تنفيذها بتحديد قاعدة بيانات الكلف وتحليل عوامل التأثير من كميات مواد وخصائص متعلقة بالبناء، وبعد الدراسة والتحقيق وجدوا أنه من الممكن الحصول على نتائج مرضية، وفي نهاية الدراسة تمت الإشارة إلى إمكانية تقدير كلفة المشاريع بسهولة باستخدام الـــ CBR فقط في حال كانت كمية البيانات كافية، وبما أن الواقع مختلف كان من الضروري دراسة ووضع نظام ليكون قابلاً للاستخدام في جميع الحالات، كما أشاروا إلى وجود إمكانية وضرورة في المستقبل القريب لتعديل النظرية ووضع نظام آلي للمستخدمين.

من الملاحظ أن الدراسات السابقة تناولت تقدير كلفة مشروعات البناء في مراحل مختلفة منه بكثرة بياناتها أو قلتها، وأنه لا يوجد نتيجة محتمة على أفضلية طريقة عن الأخرى، وأن دقة النتائج والتقنية المستخدمة لتحقيقها تختلف باختلاف العينة المدروسة، الظروف المحيطة بالمشروع، كمية البيانات المتاحة، المرحلة التي يتم فيها التقدير وحساسية التقنية المستخدمة تجاه العوامل المؤثرة في الكلفة والمعتمدة في الدراسة وغيرها من الأمور.

لذلك سيتم في هذا البحث محاولة لدراسة إمكانية استخدام إحدى تطبيقات الذكاء الصنعي المتمثلة بالشبكات العصبونية الصنعية في تقدير كلفة مشروعات الأبنية السكنية خلال مرحلة الفكرة للمشروع، باستخدام بيانات ٣٨ بناء منفذ في محافظة اللاذقية ٣٣ منهم للاختبار و٥ للتدريب، وفي حال أثبتت جدوى استخدام هذه التقنية في هذا المجال، سيتم تطوير نظام حاسوبي يسهل على المستخدمين ممن ليس لديهم خبرة في الشبكات العصبونية الاستفادة من النظام الحاسوبي المطور واستخدامه لتقدير كلفة البناء في المراحل الأولية للمشروع بدقة مقبولة.

الفصل الثاني

الشبكات العصبونية الصنعية

Artificial Neural Networks (ANN)

٢-١ لمحة عن الذكاء الصنعي:

تمت ولادة الذكاء الصنعي صيف عام 1965 في مدينة Dartmouth على الساحل الشرقي للولايات المتحدة الأمريكية، وذلك أثناء انعقاد حلقة بحث كان هدفها دراسة إمكانية استخدام الحاسب في عمليات يمكن وصفها بالذكية (علماً أن مفهوم الذكاء غير معرف بشكل واضح حتى الآن).

منذ ذلك التاريخ تنافست مدرستان على تعريف هذا المجال الجديد، وتحديد المنحى الذي يجب أن يسلكه. سعت المدرسة الأولى، ممثلة بقطبيها A. Newell and H. Simon إلى محاكاة التفكير البشري Making Mind أي تقليد ملكة التفكير عند البشر باستخدام البنية الحالية للحاسب، وقد أدى هذا الاتجاه إلى تطوير ما يسمى الذكاء الصنعي التقليدي (الأنظمة الخبيرة أو أنظمة قواعد المعرفة التي تتعامل مع المعطيات الرمزية Symbolic data .

في نفس الوقت عملت المدرسة الثانية على نمذجة الدماغ البشري Modeling the brain أي على تصميم أنظمة إلكترونية تشبه في بنيتها وعملها دماغ الإنسان ومن أبرز الذين عملوا في هذا الاتجاه B. Widrow مبتكر الأنظمة التكيفية Adaptive system وF. Rosenblatt الذي صمم أول شبكة عصبية وأطلق عليها اسم البيرسيبترون Perceptron لكن هذا الاتجاه تلقى ضربة كبيرة في أواخر الستينات /1969/ عندما نشر كل من M. Minsky and S .Papert كتابهما الشهير (Perceptrons) الذي برهنا فيه على أن هذه الأنظمة العصبونية لا تستطيع أن تنفذ عملية XOR منطقية، ورغم أن حل هذه المشكلة كان بسيطاً إلا أن إيجاده استغرق ربع قرن من الزمن /1986/ عندما تم إيجاد البيرسيبترون متعدد الطبقات، ومنذ ذلك التاريخ عاد هذا الاتجاه إلى الظهور بقوة عندما حققت الأنظمة العصبونية نتائج باهرة في مجالات عدة كالتعرف على الأشكال، وتحليل الإشارات بكافة أنواعها /طبية، صوتية، إدارية..../ وتحديد الأهداف على الصور الملتقطة جوياً بالإضافة إلى

العديد من التطبيقات المدنية والعسكرية الأخرى.

الشبكات العصبونية الصنعية هي إحدى أقسام الذكاء الصنعي (Artificial intelligence)، هذا العلم الحديث الذي تبنى عليه كافة التطبيقات الحديثة والمعقدة من صناعة الروبوتات، نظم دعم القرار، أنظمة التحكم الآلي وأنظمة التعرف والتنبؤ.

٢-٢ الشبكات العصبونية.

الشبكة العصبونية الصنعية هي محاكاة متواضعة بفعلها وشكلها ومضمونها للشبكة العصبونية الحيوية الموجودة في دماغ الإنسان. هذا الدماغ الذي شغل تفكير الباحثين، فوضعوا الخوارزميات والفرضيات لأسس عمله، حيث أن هناك عدة طرق لمحاكاة الطريقة التي يتعلم بها الإنسان وهي:

- ☒ – عن طريق الورقة والقلم، بحيث يتم إدخال الخصائص كمدخلات ثم القيام بعمليات حسابية معينة تضبط فيها الأوزان لتعطي النتيجة المرغوبة وهذه الطريقة غير عملية وتستخدم عادة لتوضيح المفهوم الذي تعمل به الشبكة العصبونية فقط.
- ☒ – عن طريق عدة أشخاص مع كل شخص منهم آلة حسابية بسيطة، بحيث يمثل كل شخص منهم خلية عصبية تقوم بعملية ضبط الأوزان. وهذه الطريقة غير فعالة لنفس الأسباب السابقة .
- ☒ – عن طريق عدد كبير جداً من أجهزة الحاسوب المتصلة بعضها ببعض، بحيث يمثل كل جهاز منها خلية عصبية تقوم بعمليات حسابية بسيطة لضبط الأوزان، وهذه الطريقة غير فعالة نظراً للعدد الكبير جداً من الأجهزة والتي تكون في الغالب مكلفة جداً .
- ☒ – عن طريق برنامج يحاكي هذه العملية، وهذه هي الطريقة الأمثل والأسهل والأقل تكلفة علاوة على كونها الأكثر انتشارا، وهي التي سنعتمدها إن شاء الله في هذا البحث لبناء شبكة عصبية.

فكما نعلم أن المخ البشري يتألف من عدد من الخلايا العصبونية الحيوية المتصلة مع بعضها البعض بوصلات عصبية وهذه الخلايا يثبت عددها في المراحل الأولى من عمر الإنسان لكن الذي يتغير هو عدد الوصلات العصبونية إما بالزيادة أو النقصان مع تقدم الزمن. والكل بمجموعه يؤلف الدماغ البشري الذي ما يزال العلماء يتوهون في أسراره محاولين أن يكتشفوا خباياه، وما الشبكات العصبونية الاصطناعية وفرضياتها وخوارزمياتها إلا محاولة لفهم أعمق وأوضح لعمل وسلوك الشبكة العصبونية الحيوية من حيث البنية والتفصيل، والخطوات التالية تبين كيفية معالجة الشبكات العصبونية الاصطناعية للمعلومات من خلال مكوناتها:

- ⭘ – تتم معالجة المعلومات في عناصر معالجة بسيطة تدعى العصبونات.
- ⭘ – تمر الإشارات بين العصبونات عبر خطوط ربط.
- ⭘ – يرفق كل خط ربط بوزن معين (قيمة عددية) والذي يضرب بالإشارات الداخلة إلى العصبون.

- – يطبق على كل عصبون تابع تنشيط – (غير خطي عادة) – إلى دخل الشبكة (مجموع إشارات الدخل الموزونة) ليحدد إشارة الخرج الناجمة منه.

٢-٣ بنية الشبكة العصبونية:

Artificial Neural Network structure

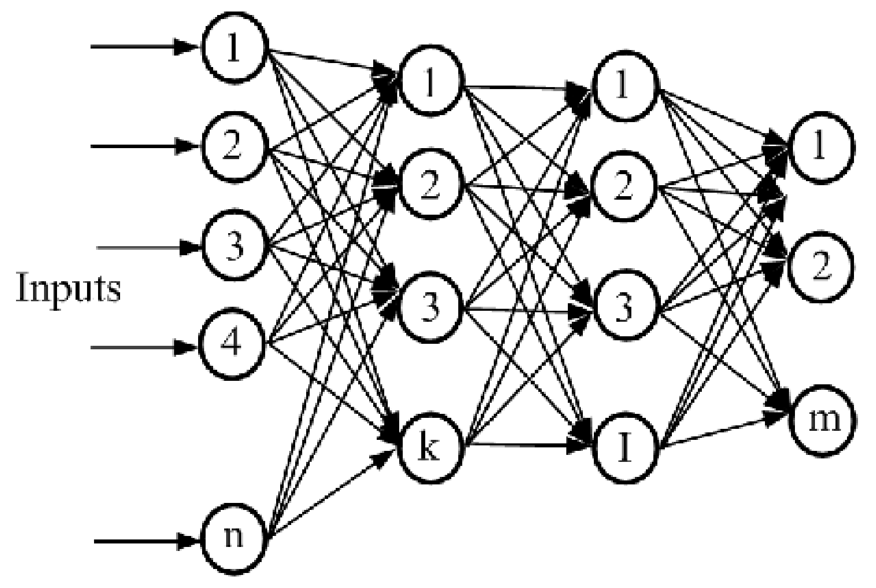
كما أن للإنسان وحدات إدخال توصله بالعالم الخارجي وهي حواسه الخمس، فكذلك الشبكات العصبونية تحتاج لوحدات إدخال، ووحدات معالجة يتم فيها عمليات حسابية تضبط بها الأوزان ونحصل من خلالها على ردة الفعل المناسبة لكل مدخل من المدخلات للشبكة. فوحدات الإدخال تكوّن طبقة تسمى طبقة المدخلات، ووحدات المعالجة (العصبونات) تكوّن طبقة المعالجة وهي التي تخرج نواتج الشبكة. وبين كل طبقة من هذه الطبقات هناك طبقة من الوصلات البينية التي تربط كل طبقة بالطبقة التي تليها والتي تكون مرفقة بقيم عددية تدعى الأوزان الخاصة بكل وصلة بينية، وتحتوي الشبكة على طبقة واحدة فقط من وحدات الإدخال ، ولكنها قد تحتوي على أكثر من طبقة من طبقات المعالجة، يختلف عدد الطبقات وعدد الوحدات من شبكة لأخرى باختلاف المشكلة المطروحة والموضوعة قيد الدراسة.

وقد عرف العالم Simon Hayken 1994 الشبكات العصبونية بأنها مجموعة من المعالجات المتوازية Parllel Processing المتصلة مع بعضها البعض من خلال ارتباطات متعددة لتشكل فيما بينها نظاماً يشبه في تكوينه دماغ الإنسان وذلك من خلال :

- – قدرته على اكتساب المعرفة من خلال التجربة.
- – طريقة الارتباط بين عناصره بعقد تخزن المعلومات المكتسبة لتسهل معالجتها فيما بعد.

٢-٣-١ طبقة الدخل Input Layer:

تتكون طبقة الدخل من مجموعة من الوحدات أو عناصر المعالجة Nodes التي تعمل على توزيع القيم المدخلة إليها من الوسط الخارجي إلى الطبقة الخفية التي تليها عبر الارتباطات الموجودة بينهما, فهي بذلك لا تقوم بأي عملية حسابية, وكل وحدة من وحدات طبقة الدخل تمثل نوعاً محدداً من أنواع المعطيات.



الشكل (٢-١) النموذج العام للشبكات العصبونية المتعددة الطبقات

هناك ثلاثة أنواع رئيسية للإدخالات والإخراجات هي كالتالي:

١ - المعطيات الرقمية Numerical Data:

تعتبر من أسهل أنواع المعطيات معالجة وأكثرها انتشاراً, لأنَها تمثل الواقع تماماً ولا يمكن أن تحتوي عند التعامل معها على أي خطأ. كما يمكن أن تلحظ تغيراتها من خلال المخططات البيانية وإجراء العمليات الحسابية عليها...الخ.

٢ - المعطيات الرمزية Symbolic Data:

تتألف من مجموعة من الأحرف أو الرموز (لون, حجم, اسم, قيم منطقية...الخ) وتستخدم لإدخال البيانات الوصفية.

تكمن الصعوبة في المعطيات الرمزية في عدم التمكن من إجراء التحليل عليها كرسم المخططات أو التعبير عنها بالمنحنيات البيانية أو حتى المقارنة بينها, وفي كثيرٍ من الأحيان يتم تحويل المعطيات الرمزية إلى معطيات عددية بديلةٍ عنها ومكافئةٍ لها.

٣ - معطيات الصور Graphics Data:

تظهر كصندوقٍ مكون من مجموعة من pixels تؤلف بمجموعها الصورة المرغوبة, وكل وحدة دخل تعبر عن بكسل واحد فقط ضمن مصفوفة الإدخالات, ولهذا فإن الشبكة لا تستطيع ضمن طبقة الإدخال الواحدة التعامل مع معطيات الصور ومع المعطيات الرقمية أو الرمزية معاً, ولكن يمكن استخدام الصور كإدخالات والرموز أو الأرقام كإخراجات, كما يمكن الدمج بين المعطيات العددية والرمزية لكل من الإدخالات والإخراجات.

٢-٣-٢ الطبقات الخفية Hidden Layers:

وهي مجموعة الطبقات التي تقع بين طبقتي الدخل والخرج, وتكون مكونة من طبقة واحدة أو أكثر وذلك حسب حجم المشكلة وطبيعتها, وقد تبين أن (٨٥%) من التطبيقات المطوَرة تم الاكتفاء بطبقة واحدة أو طبقتين [California Scientific Software 1994].

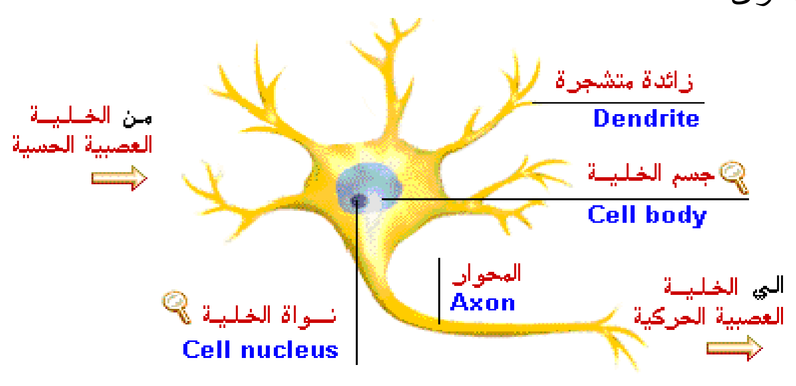
إنَ عناصر أو وحدات المعالجة الموجودة في هذه الطبقات هي التي تقوم بالعمليات الحسابية حيث تتلقى الإشارات من وحدات طبقة الدخل لتعالجها وتطبق تابع التنشيط على تلك الإشارات ثم تحولها إلى الطبقة الخفية التالية أو إلى طبقة الخرج.

٢-٣-٣ طبقة الخرج Output Layer:

وهي الطبقة النهائية التي تقع عند المخرج, حيث تقوم عناصر المعالجة فيها باستلام الإشارات من الطبقة الخفية السابقة لتعالجها وتقوم بإجراء العمليات الحسابية بشكل مشابه تماماً للطبقات الخفية لتعطي بعد ذلك النتيجة النهائية للمشكلة.

٢-٣-٤ الخلية العصبونية الصنعية وتوافقها مع الخلية العصبونية الحيوية:

يتميز جسم الإنسان بقدرة فذة لاستقبال ومعالجة وإرسال الإشارات الإلكتروكيميائية من خلال المسارات العصبونية في الجهاز العصبي، فالخلية العصبونية العضوية تتألف من ثلاثة أقسام: نهايات عصبية، نواة، محور عصبي (غمد)، حيث تتلقى النهاية العصبونية الإشارات من الخلايا الأخرى وتلك الإشارات ما هي إلا سيالة كهربائية، تنتقل تلك الإشارات عبر نقاط التشابك العصبي بواسطة معالجة كيميائية وهذه المعالجة تعدل من قيمة الإشارات القادمة ثم تجمع النواة الإشارات القادمة، عندما يتم استقبال دخل كافٍ، تثار الخلية (أي يكون الجهد الناتج عن جمع تلك الإشارات أكبر من حد معين يسمى عتبة التفعيل أو الحالة الحدية) ويتم نقل الإشارة عبر الغمد فالنهايات العصبونية ثم تنتشر إلى الخلايا العصبونية الأخرى المتصلة.



الشكل (٢-٢) الخلية العصبونية الحيوية Biological Neural Network.

إن الخلية العصبونية الصنعية صممت لتحاكي خصائص الخلية العصبونية العضوية وهي تتألف من الأقسام التالية:

- – **إشارات الدخل:** تم تصميم الخلية العصبونية الاصطناعية على أساس أنها تحتوي على عدة مداخل يتم من خلالها إدخال المعلومات إلى هذه الخلية.
  - – هذه المعلومات هي عبارة عن أرقام مجردة سالبة أو موجبة أو صفرية بفاصلة أو لا.
  - – هذه الأرقام لا تدخل الخلية العصبونية مباشرة بل يتم ضرب كل قيمة بوزن خاص بالمدخل الخاص بها .
- – **قوى الأوزان:** الوزن أو عامل التثقيل لكل خلية عصبية اصطناعية وهو عبارة عن رقم مجرد، الأوزان هي عبارة عن مثقلات لعناصر الدخل بحيث يحتوي كل عنصر دخل على وزن خاص به، يتم حساب هذه الأوزان عندما نقوم بتدريب الشبكة على عناصر الإدخال، وكلما تدربت الشبكة على نموذج جديد من نماذج الإدخال تتغير هذه الأوزان آليا. وكلما استمر زمن التدريب على جميع كتل المدخلات تتغير معها هذه الأوزان أيضا.
- – **عنصر المعالجة:** وهذا العنصر يقسم إلى قسمين:
  - o – الجامع (Adder) لجمع إشارات الدخل الموزون: هذا العنصر له وظيفة بسيطة واحدة فقط وهي جمع قيم حاصل ضرب قيمة المدخل بقيمة وزن هذا المدخل.
  - o – تابع النقل أو تابع التفعيل (Activation function): يعتبر تابع التفعيل عبارة عن منظم وضابط لإشارة الخرج من الخلية العصبونية الاصطناعية فهو يقوم بجعل قيمة الخرج مناسبة ومتناسبة مع قيم الدخل. ولا يمكن أن تعمل الخلية العصبونية الاصطناعية إلا بوجود تابع التفعيل، وإلا فإنه سيحدث طفحان overflow في الشبكة وتخرج القيم عن السيطرة لتصبح قيم كبيرة جداً لا يمكن لأي حاسب أن يستوعبها وتصبح بلا أهمية لأنها ستبتعد كثيراً عن قيم المداخل.
- – **الخرج (Output):** بعد حساب قيمة الجامع ودخولها إلى تابع التفعيل الذي يقوم بضبط القيمة لينتج خرج العصبون.

إذاً من مكونات العصبون الاصطناعي نستطيع تلخيص آلية عمله كالتالي:

تستقبل الخلية العصبونية الصنعية عناصر الدخل ويتم ضرب كل عنصر دخل /Xj/ بالوزن الموافق له /Wij/ والوزن هو عبارة عن متحول يأخذ قيم متغيرة، عندما نضرب به عنصر الدخل نكون بهذه العملية نغير ونعدل من تأثير الدخل على الخلية العصبونية الاصطناعية وهذا يقابل عملية المعالجة الكيميائية في المشابك العصبونية الحيوية وما تقوم به من عملية تعديل للإشارة القادمة.

بعد أن يتم ضرب جميع عناصر الدخل بالأوزان الموافقة لها يتم جمعها في خلية الجمع وهذا يقابل ما يتم في جسم الخلية الحيوية.

أي بعبارة أخرى قيمة الإدخال لكل عنصر معالجة تحدد بناء على الروابط الداخلة إليه, ويتم حساب قيمة الدخل الصافي لوحدة المعالجة i والتي يرمز لها Net_i حاصل جمع مضاريب قيم الدخل في الأوزان المرافقة لها كما هو موضح في العلاقة التالية:

$$Net_i = \sum_{j=1}^{N} X_j \, . \, W_{ij} \qquad (١-٢)$$

حيث:

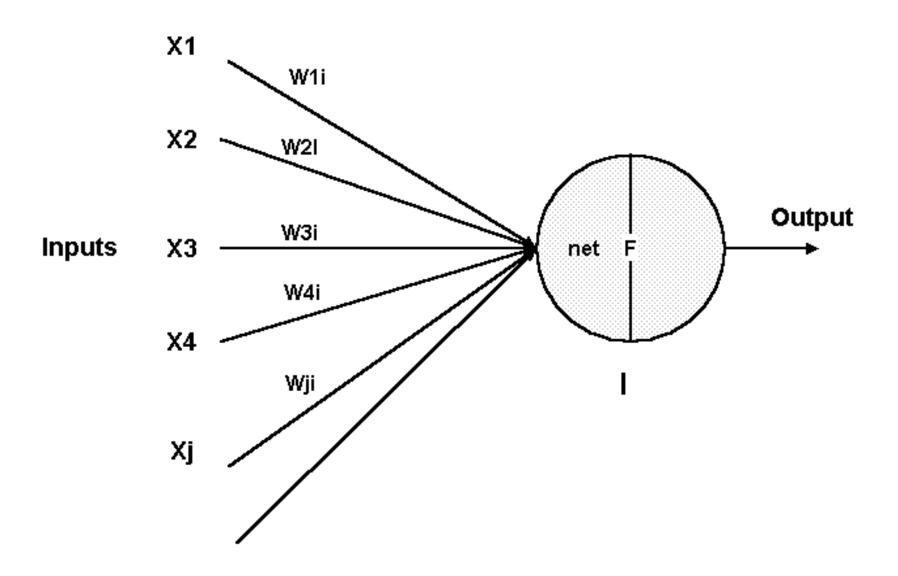
i : هو عنصر المعالجة الذي يتم فيه الحساب.

j : الرابط القادم إلى عنصر المعالجة i من العنصر j .

n: عدد الروابط الداخلة إلى عنصر المعالجة i .

W_{ij}: وزن الرابط القادم من عنصر المعالجة j والمتجه لعنصر المعالجة i وهو يعبر عن قوة الارتباط بين وحدتي المعالجة i , j الواقعتين في طبقتين مختلفتين.

وبعد حساب قيمة الدخل الصافي لوحدة المعالجة i يتم معالجته في تابع التفعيل لينتج بذلك خرج الخلية العصبونية الصنعية والذي يرمز له Out



الشكل (٢-٣) الخلية العصبونية الصنعية Artificial Neural Network.

إنَ تابع التنشيط (التفعيل) هذا يمكن أن يكون خطياً أو لا خطي , وذلك حسب نموذج الشبكة المستخدمة وطبيعة المسألة, ويمكن أن يختلف من طبقة لأخرى.

يجب أن يمتلك تابع التنشيط في أغلب أنواع الشبكات العصبونية العديد من الخصائص الهامة كأن يكون تابعاً مستمراً, قابلاً للاشتقاق, مشتقه سهل الحساب, ولهذا فإن أغلب الشبكات العصبونية تلجأ

لتطبيق تابــع سيغمويد الثنائي Sigmoid لأنه يحقق الشروط السابقة [California Scientific Software 1994] والذي تعطى معادلته بالعلاقة التالية:

$$f(X) = \frac{1}{1+e^{-X}} \qquad (٢-٢)$$

حيث:

X: تمثل قيمة الدخل الصافي لعنصر المعالجة Net_i .

وهكذا يمكن تلخيص خطوات تسلسل انتقال الإشارة ومعالجتها بين عناصر المعالجة:

- تستقبل عناصر المعالجة العديد من الإشارات من الوسط الخارجي.
- يمكن أن تعدل الإشارات الداخلة للعصبون عن طريق الأوزان في عقدة الاستقبال.
- تجمع عناصر المعالجة أوزان الدخل القادمة لها من عصبونات أخرى.
- تقوم العصبونات عند شروط معينة بإعطاء إشارة على خرجها
- إن الخرج الناتج عن هذه العصبونات يمكن أن يبث إلى عدة عصبونات أخرى.
- تتم معالجة المعلومات محلياً ضمن العصبون الواحد (كما هو الحال بالنسبة لعمل الهرمونات التي تفعل وتنظم معالجة المعلومات في الخلية).

٢-٤ آلية عمل الشبكة العصبونية الصنعية:

Artificial Neural Network Operation:

كل شبكة عصبونية ترتب بشكل طبقات من العصبونات الاصطناعية، طبقة دخل وطبقة خرج وطبقات مخفية تتواجد بين طبقتي الدخل والخرج.

كل عصبون (أو وحدة) في إحدى هذه الطبقات يتصل بكافة العصبونات الموجودة في الطبقة التي تليه وكافة العصبونات (أو الوحدات) في الطبقة التي تسبقه، حيث تقوم وحدات طبقة الإدخال باستقبال المعلومات وتوزيعها على وحدات الطبقة الخفية التي تليها، كل اتصال بين عصبون وآخر يعبر عنه بقيمة تدعى الوزن، وهي تشكل مدى قوة الارتباط بين هذين العنصرين.

يقوم العصبون بضرب كل قيمة دخل واردة من عصبونات الطبقة السابقة بأوزان الاتصال مع هذه العصبونات ومن ثم جمع نواتج الضرب جميعاً ثم إخضاع النتيجة لتابع تحويل ليقوم بمعالجتها وإعطاء قيمة خرج وحيدة تنتقل إلى كافة عصبونات الطبقة التي تلي طبقته، (حيث أن كل عصبون يتلقى عدة قيم دخل Input ويعطي قيمة خرج وحيدة Output). وبشكل مشابه تطبق العملية على كافة الطبقات الخفية إلى أن تقوم كل وحدة من وحدات الطبقة الخفية التي تسبق طبقة الخرج بإرسال قيمها إلى جميع وحدات طبقة الخرج تلك، التي تقوم بدورها باستلام القيم المعدلة بواسطة أوزان الارتباطات بين الطبقة

الخفية وطبقة الخرج، وبالتالي فإن كل وحدة خرج تعالج كل وحدة من وحدات الطبقة الخفية بشكل مختلف، ومن جديد يطبق تابع التفعيل على هذه القيم للحصول على النتائج النهائية.

ترتبط العصبونات أحياناً بدخل ثابت يدخل في كل عملية معالجة ولا علاقة له بمدخلات الشبكة يدعى الانحياز. [Freeman. J. A and Skapura. D. M 1991].

٢-٥ تطور أنواع الشبكات العصبونية:

هناك أنواع كثيرة للشبكات العصبونية وفي الحقيقة فإن هذه الأنواع نتجت عن تطوير النظريات الرياضية للشبكات العصبونية عبر القرن الماضي، وأيضاً جاءت نتيجة تطوير كل عالم لما وصل له العالم الذي قبله بحيث أضاف للشبكة قانوناً جديداً وهكذا.

وكتسلسل تاريخي للشبكات العصبونية نورد باختصار التواريخ المهمة في حياة الشبكات العصبونية:

- في بداية القرن الماضي قام العالم فرويد بالتكلم عن هذه الفكرة فلسفياً وبشكل مجرد.
- في عام ١٩١٣ قام العالم روسل بتنفيذ جهاز هيدروليكي يعتمد فيه على الفكرة العامة للشبكات العصبونية.
- فترة الأربعينات كانت فترة ازدهار للشبكات العصبونية حيث ساهم الكثير من العلماء والمهندسين في تطوير الفكرة العامة.
- في فترة التسعينات حصلت قفزة كبيرة جداً في هذا المجال وازداد عدد المهتمين بها كثيراً حتى أن البيت الأبيض أعلن أن تلك الفترة هي عقد الشبكات العصبونية والحساب العصبي.

٢-٥-١ توصيف الشبكات العصبونية:

توصف الشبكات العصبونية وفق المعايير التالية:

- شكل الترابط بين العصبونات
- الطريقة التي تحدد الأوزان لهذه الترابطات (التدريب، التعليم، الخوارزمية)
- نوع تابع التنشيط المستخدم [عيسى، علام زكي، ٢٠٠٠].

٢-٥-١-١ أنواع الارتباط في الشبكات العصبونية:

Types of Connection in Artificial Neural Networks:

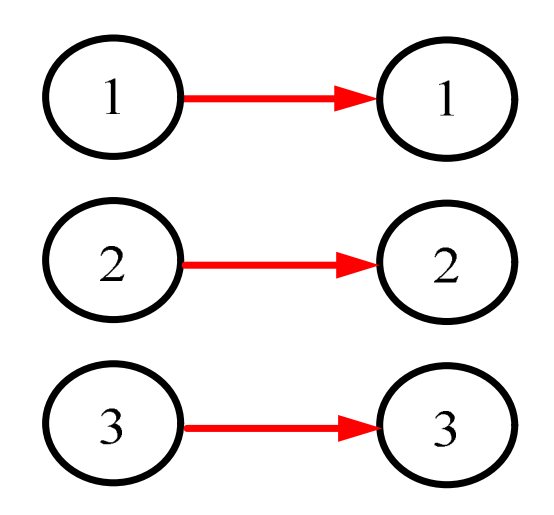
يمكن التمييز بين نوعين رئيسين للارتباط هي كالتالي:

١. طريقة الارتباط المباشر:

Dirrect Link

حيث تتصل كل خلية من الطبقة السابقة مع خلية واحدة من الطبقة اللاحقة أي ترتبط كل

خلية مع مرافقتها كما هو موضح بالشكل (٢-٤):



الشكل (٢-٤) شبكة عصبية ذات ارتباط مباشر.

٢. الارتباط الكامل:

Fully Connection

حيث أن كل خلية ضمن طبقة ما في الشبكة ترتبط ارتباطاً كاملاً بجميع الخلايا في الطبقة التالية وذلك كما هو موضح بالشكل (٢-١).

٢-٥-١-٢ التدريب والتعلم في الشبكات العصبونية:

Learning and Training In ANN:

تعد مسألتا التعلم والتدريب الخطوتين الأساسيتين في استخدام الشبكات العصبونية.

أ. **عملية التعلم Learning:**

يقصد بعملية التعلم ضمن الشبكة تعديل أوزان الارتباطات بين العصبونات المختلفة. وكما هو ملاحظ من العلاقة (٢-١) فإن خرج كل عصبون أو وحدة معالجة يتحدد بعاملين (بفرض أن تابع التنشيط محدد وثابت ضمن الشبكة):

العامل الأول هو قيمة الدخل إلى هذا العصبون والمحدد بالشعاع X_J.

أما العامل الثاني فهو أوزان الارتباطات التي تتعلق بهذا العصبون والداخلة إليه من وحدات الطبقة السابقة W_{IJ} [Freeman. J. A and Skapura. D. M 1991].

وباعتبار أن العامل الأول هو مقدار ثابت فإن المتغير الوحيد الذي يؤثر على قيمة الدخل هذه هي القيمة W_{IJ} أي أوزان الارتباطات, إذاً المتغير الوحيد الذي يؤثر في عملية تطوير أداء الشبكة هو أوزان الارتباط داخل الشبكة, وبالتالي فعملية التعلم للشبكة العصبونية تعني وضع أو تحديد هذه الأوزان للوصول إلى مستوى مقبول من الأداء للشبكة العصبونية.

ب. **عملية التدريب Training:**

تختلف عملية التدريب عن عملية التعلم, فبينما يعد التعلم إجراء داخلي لأنه يتم داخل الشبكة وذلك بتغير أوزان الارتباطات بين عصبونات الطبقات المختلفة حتى الوصول إلى الأوزان النهائية التي توافق قيمة الخطأ الأصغري, وهو بذلك يعد نتيجة نهائية لعملية التدريب والتي تعتبر بدورها عملية خارجية لأنها تعتمد على تقديم عينات الدخل للشبكة الواحدة تلو الأخرى مع شعاع الخرج الموافق لها بحيث يشكلان زوجاً واحداً يدعى زوج التدريب, ومن خلال تلك الأزواج التي يمكن الحصول عليها من بيانات سابقة يمكن أن تتم عملية توليف أوزان الشبكة للوصول إلى الأوزان النهائية عن طريق البدء باختيار أوزان ابتدائية عشوائية, إذا فالتدريب هو الإجراء الذي تستطيع من خلاله الشبكة أن تتعلم.

تستمر الشبكة بالتدرب حتى تتم عملية التوازن بين عينات التدريب المقدمة والاستجابات الصحيحة الموافقة لها " أزواج التدريب " ضمن مجال الخطأ المحدد في بداية عملية التدريب, ومن ثم اختبار قدرة هذه الشبكة في الحصول على استجابات لعينات دخل جديدة لم تقدم لها من قبل وذلك ضمن مجال الخطأ المسموح والمحدد في بداية عملية الاختبار.

وبذلك يقسم زمن تدريب الشبكة إلى مرحلتين هما:

- زمن مرحلة تدريب الشبكة على العينات المدخلة ضمن حدود مقبولة للخطأ.
- زمن مرحلة اختبار الشبكة أيضا ضمن حدود مقبولة للخطأ ومن ثم وضع القرار لملائمة الشبكة للاستثمار أم لا.

تتعلق سرعة التدريب بسرعة وإمكانات الحاسب وكذلك بقيمة الخطأ التي كلما صغرت ازداد معها زمن التعلم والتدريب, كما أن ازدياد عدد الطبقات الخفية وزيادة عدد العصبونات ضمنها يلعب دوراً هاماً في تحديد ذلك الزمن, وأخيراً فان زمن التعلم والتدريب يتعلق أيضاً بحجم المشكلة وطبيعتها، يمكن أن تجري عملية تدريب الشبكة بطرق مختلفة هي:

١. **التدريب بمشرف Supervised Training:**

في هذا النوع من التدريب يتوفر لدى الشبكة معلومات كاملة عن قيم الدخل والخرج للبيانات السابقــة, وتتم عمليــة التدريب هذه باستخدام مجموعــة من أزواج أشعة التدريب Training Pairs أو Learning Pairs حيث يرتبط كل شعاع دخل مع شعاع هدف يمثل الخرج المرغوب, فعندما يطبق شعاع الدخل لأحد أزواج التدريب على الشبكة يتم حساب الخرج وفقاً لخوارزمية التدريب ويقارن مع الهدف الحقيقي لزوج التدريب الحالي والفرق بينهما هو الخطأ الذي يتم توزيعه عكسياً وبذلك تضبط أوزان الشبكة تبعاً لخوارزمية التدريب السابقة حيث يتم تمرير أزواج التدريب المتبقية الواحد تلو الأخر وتعاد الخطوة السابقة من أجل كل زوج تدريب حتى نصل إلى مستوى الخطأ المقبول.

٢. **التدريب بدون مشرف Unsupervised Training:**

يتوفر لدى الشبكة معلومات عن الدخل فقط ولا تملك أية معلومات عن الخرج. حيث تطبق على الشبكة سلسة من أشعة الدخل دون تخصيص أشعة هدف موافقة لها وبذلك لا توجد مقارنة للخرج الناتج مع خرج محدد قبل البدء بعملية التدريب, وإنما يتم تعديل الأوزان بحيث أن أشعة الدخل الأكثر تشابهاً يتم تخصيصها إلى نفس وحدة الخرج, فإذا ما قدم لها أي نموذج جديد عندئذ تتم مقارنته مع العينات المدخلة سابقاً ويحدد نوع الصنف الذي ينتمي له.

يتم استخدام هذا النوع من التدريب في حال وجود عدد محدد من قيم الخرج التي يوَد الوصول إليها, كمسائل تصنيف العينات مثلاً.

٣. **الطريقة المعززة Reinforcement Training:**

تجمع هذه الطريقة بين الطريقتين السابقتين, فالشبكة تعلم الدخل وتعلم بعض المعلومات عن الخرج, مثلاً قيمة الخرج مجهولة ولكنها تنتمي لمجال معين محدد ومعروف مثل الترددات الصوتية للإنسان والتي تقع ضمن المجال [20 HZ , 20 K HZ].

٢-٥-١-٣ توابع التنشيط الشائعة:

Common Activation Function

إنَ العملية الأساسية في مرحلة التعلم والتدريب هي حساب قيم الدخل في وحدات الطبقات الخفية ووحدات طبقة الخرج ومن ثم تطبيق تابع التنشيط على هذه القيم وذلك لحساب قيم الخرج النهائيـــة, وتكمن قدرة الشبكات العصبونية في قدرتـــها على استخدام توابـــع تنشيط خطيـــة وغير خطيـــة وذلك تبعاً لطبيعـــة المشكلـــة.

نستعرض في ما يلي أهم توابع التفعيـــل المستخدمـــة [علام زكي عيسى 2000].

١. **تابع الخطوة الثنائي:**

يستخدم تابع التنشيط ذي الخطوة الثنائية في الشبكات العصبونية التي يكون الخرج فيها أعداداً في النظام الثنائي وتعطى معادلته بالشكل التالي:

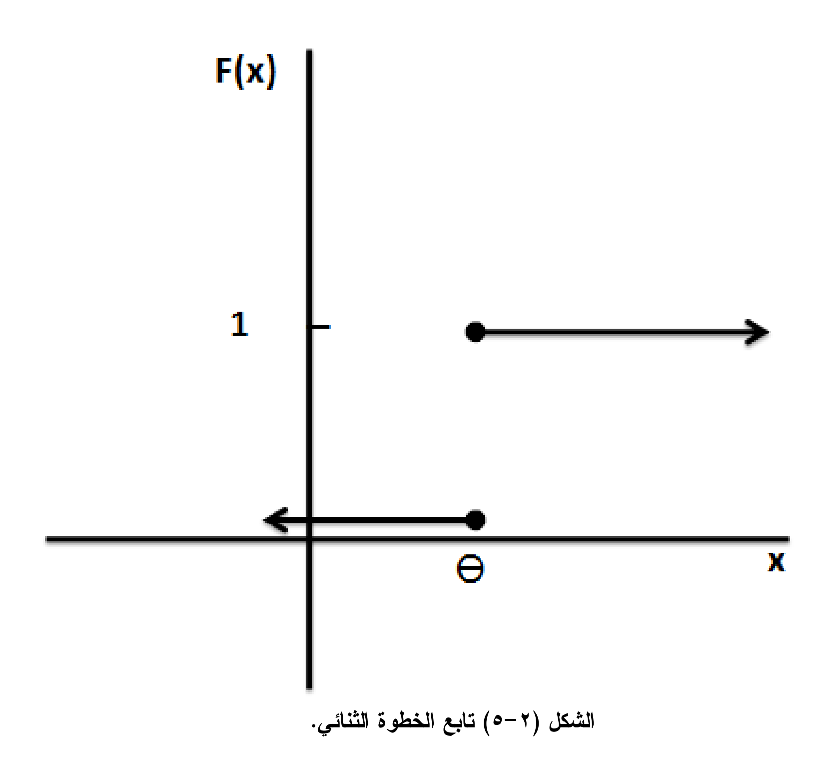
$$f(x)=\begin{cases}1 & IF\ x > \theta \\ 0 & IF\ x < \theta\end{cases} \qquad (٢-٣)$$

حيث: θ قيمة العتبة أو القيمة الحدية لوحدة المعالجة.

X قيمة الدخل الصافي لوحدة المعالجة.

ونلاحظ من العلاقة (٢-٣) أن قيمة التابع أو خرج وحدة المعالجة هو إما 0 أو 1 حيث يشير العدد 0 إلى أن وحدة المعالجة مثبطة أو غير مفعلة أما العدد 1 فيشير إلى أن وحدة المعالجة نشطة, ويستخدم هذا التابع قيمة عتبة معينة θ تحدد فيما إذا كانت وحدة المعالجة ستفعل أم لا.

يوضح الشكل (٢-٥) الشكل البياني لهذا التابع.



الشكل (٢-٥) تابع الخطوة الثنائي.

٢. تابع سييغمويد الثنائي:

Binary Sigmoid Function

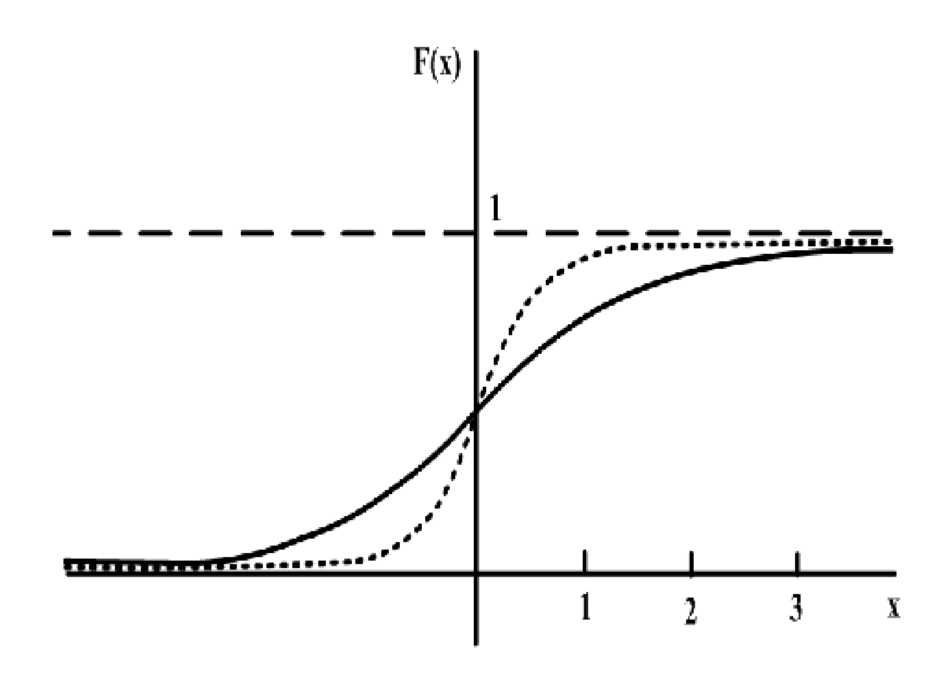
أكثر التوابع استخداماً في الشبكات العصبونية وخصوصاً الشبكات ذات الانتشار الخلفي وذلك لامتلاكه مزايا خاصة, منها وجود علاقة بينه وبين مشتقه في نقطة معينة مما يخفف العبء عن الشبكة أثناء عملية التدريب, وتقع قيم هذا التابع ضمن المجال [0,1], ويعطى الشكل الرياضي له بالعلاقة التالية:

$$f(X) = \frac{1}{1 + e^{-X}} \qquad (٢-٤)$$

حيث X قيمة الدخل الصافي لوحدة المعالجة, أما مشتق هذا التابع فيعطى بالعلاقة (٢-٥):

$$f'(X) = f(X).[1 - f(X)] \qquad (٢-٥)$$

يوضح الشكل (٢-٦) المنحني البياني لهذا التابع.



الشكل (٢-٦) تابع سييغمويد الثنائي.

٣. **تابع سييغمويد الثنائي القطبية:**

Bipolar Sigmoid Function

تقع قيم هذا التابع ضمن المجال [1 , 1-] ويتميز كذلك بسهولة اشتقاقه ووجود علاقة بينه وبين مشتقه في نقطة معينة مما يخفف العبء أيضاً عن الشبكة أثناء عملية التدريب ويعطى الشكل الرياضي لهذا التابع بالعلاقة التالية:

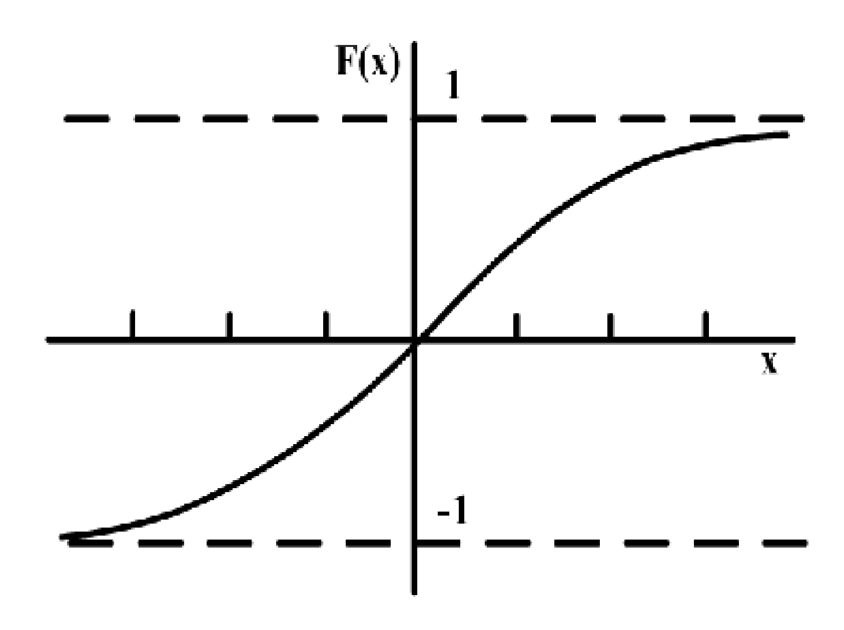
$$f(X) = \frac{1 - e^{-X}}{1 + e^{-X}} \qquad (٢-٦)$$

أما مشتقه فيعطى بالعلاقة التالية:

$$f'(X) = \frac{1}{2}[1 + f(x)] . [1 - f(x)] \qquad (٢-٧)$$

حيث: X قيمة الدخل الصافي لوحدة المعالجة.

ويظهر الشكل (٢-٧) شكل التابع سييغمويد ثنائي القطبية.



الشكل(٢-٧) تابع سيبغمويد ثنائي القطبية.

٢-٥-٢ تصنيف الشبكات العصبونية حسب البنية المعمارية:

تعتبر الشبكات العصبونية الاصطناعية ، مجموعة متوازية من الوحدات البسيطة التي تدعى بالعقد أو الخلايا وهي تشمل:

☒ - خلايا تمرير (وحدات الإدخال) تكون مهمتها فقط تمييز قيم الدخل ولا تنجز أي حسابات.

☒ - الخلايا العصبونية وهي وحدات المعالجة (وحدات الطبقات المخفية إن وجدت وطبقة الخرج) تقوم بمعالجة القيم الداخلة لها والحصول على قيمة خرج واحدة.

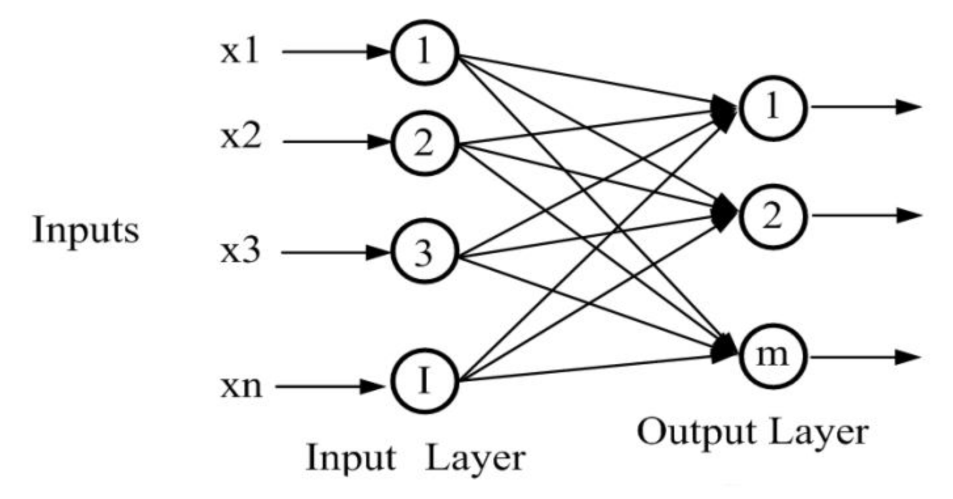
في حين تكتسب الاتصالات البينية بين مختلف هذه الوحدات أهمية خاصة وتقوم بدور كبير في خلق ذكاء الشبكة .

و اعتماداً على معيار عدد هذه المجموعات (عدد الطبقات) يمكن التمييز بين النوعين التاليين:

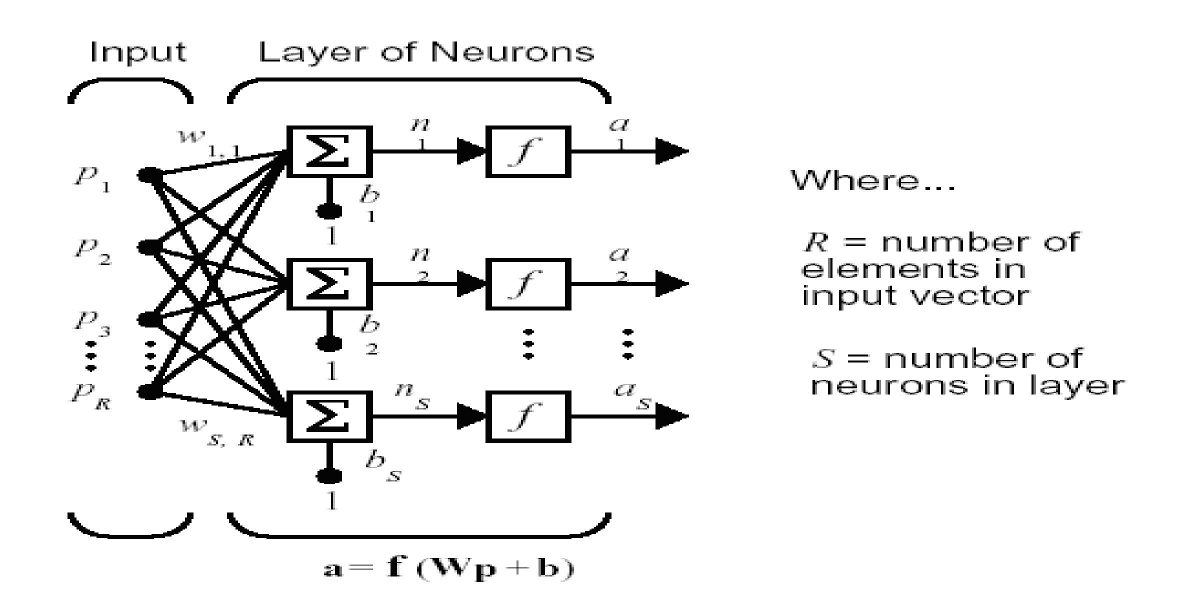
١ - الشبكة العصبونية وحيدة الطبقة:

Single Layer Artificial Neural Network:

تكون مكونة من طبقة إدخال وطبقة معالجة وحيدة هي طبقة الإخراج، وتعتبر من أبسط الأشكال للشبكات العصبونية كما هو مبين في الشكل (٢-٨):



الشكل (٢-٨) الشبكات العصبونية ذات الطبقة الواحدة.



الشكل (٢-٩) الوصف الرياضي للشبكة وحيدة الطبقة

الوصف الرياضي للشبكة وحيدة الطبقة:

ترتبط كل مركبة من مركبات شعاع الدخل P بكل عصبون من خلال مصفوفة الوزن W . كل عصبون يحوي وصلة جامع تقوم بجمع الدخل الموزون مع الإزاحة لتشكيل الخرج العددي للعصبون , وفي النتيجة إن مركبات خرج طبقة العصبونات تشكل شعاع الخرج (مصفوفة من عمود واحد) a . والعلاقة التي تعطي هذا الخرج:

العلاقة (٢-٨) $$a = f(W * P + b)$$

مركبات شعاع الدخل تدخل إلى الشبكة من خلال مصفوفة الأوزان التالية:

$$\mathbf{W} = \begin{bmatrix} w_{1,1} & w_{1,2} & \cdots & w_{1,R} \\ w_{2,1} & w_{2,2} & \cdots & w_{2,R} \\ \\ w_{S,1} & w_{S,2} & \cdots & w_{S,R} \end{bmatrix}$$

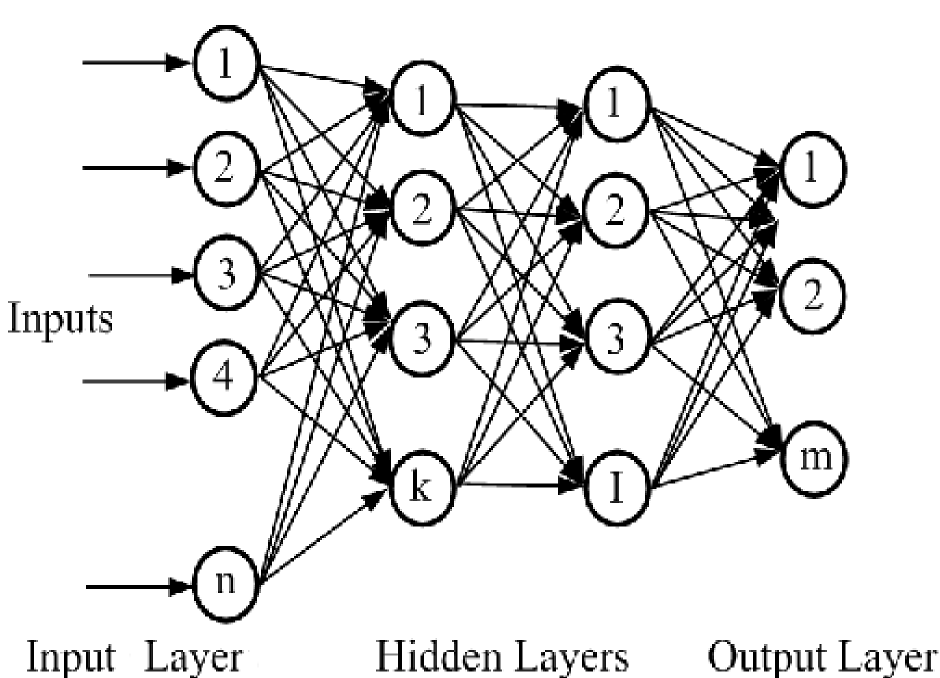
مؤشرات السطر لعناصر هذه المصفوفة تدل على العصبون الهدف أما مؤشرات العمود على مركبات الدخل المصدر . أي أن المؤشرات في العنصر W1,2 تدل على أن هذا الوزن يتعلق بالعصبون الأول، وأن مركبة الدخل لهذا العصبون هي المركبة الثانية .

٢ – الشبكات العصبونية متعددة الطبقات:

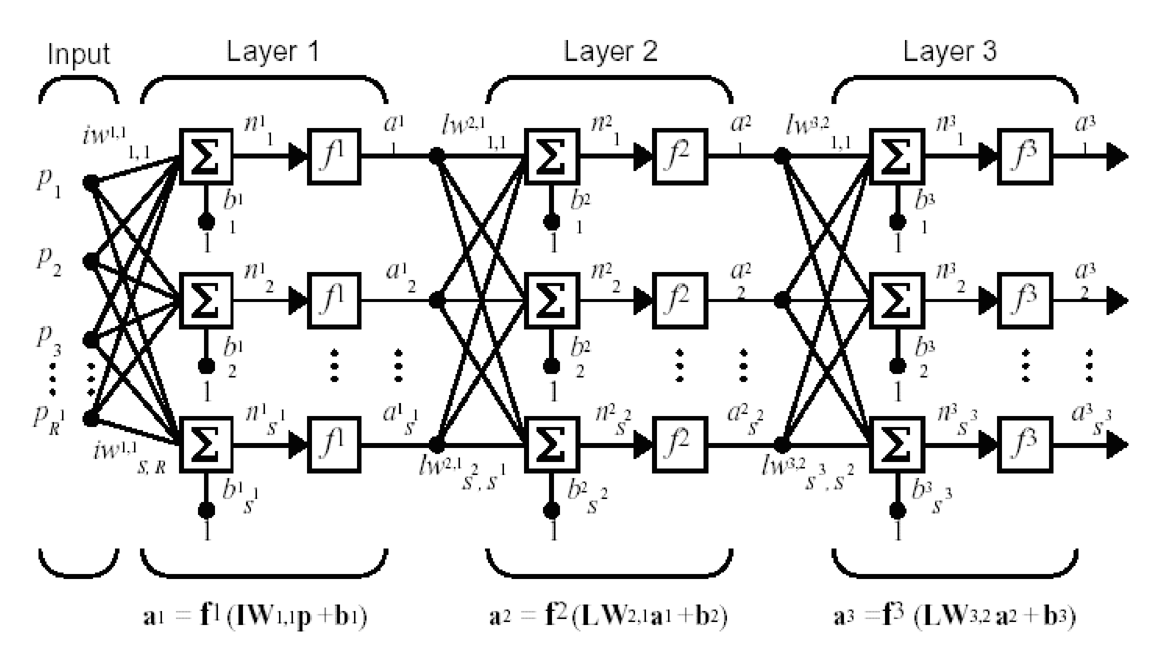
Multi Layers Artificial Neural Network:

يتكون هذا النوع من الشبكات من طبقة دخل وطبقة خرج يتوضع بينهما طبقة واحدة أو أكثر من الطبقات المخفية التي تتألف كل منها من عدد من وحدات المعالجة.

الشكل (٢-١٠) يوضح الخلايا العصبونية الموجودة في أكثر من طبقة وطريقة وصلها مع بعضها.



الشكل (٢-١٠) شبكة عصبونية ذات طبقات متعددة.

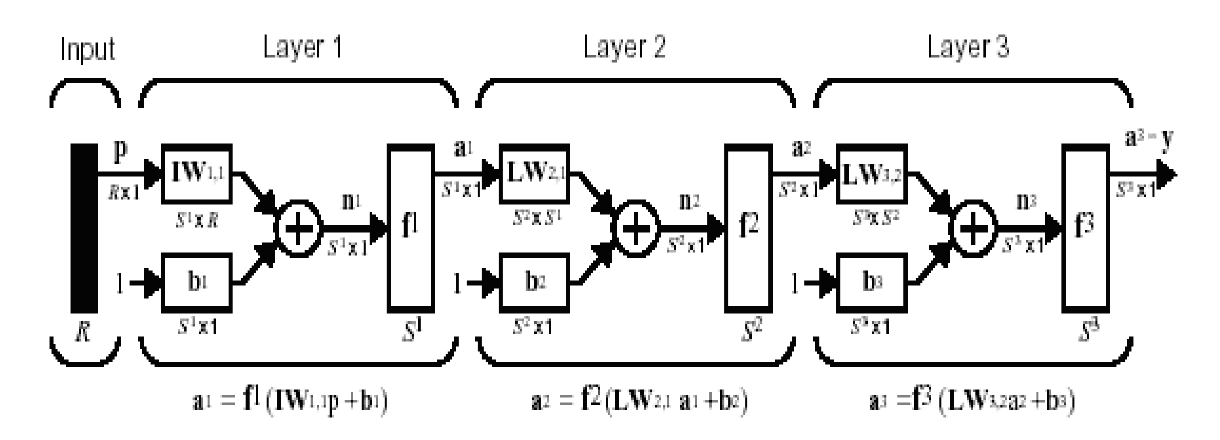


$$a_3 = f^3 (LW_{3,2}\ f^2 (LW_{2,1} f^1 (IW_{1,1} p + b_1) + b_2) + b_3)$$

الشكل (٢-١١) الوصف الرياضي للشبكة المتعددة الطبقات

الوصف الرياضي للشبكة المتعددة الطبقات:

الشبكة العصبونية يمكن أن تتألف من عدة طبقات وفي هذه الحالة يكون لكل طبقة مصفوفة وزن W, وشعاع إزاحة b وشعاع خرج a . ومن أجل التمييز يضاف رقم الطبقة كدليل علوي لكل من المتحولات المستعملة من خلال الشبكة المبينة. ومن الملاحظ أيضا أن خرج كل طبقة متوسطة هو دخل للطبقة التي تليها وبذلك تعتبر كل طبقة في هذه الشبكة كأنها شبكة ذات طبقة وحيدة. يمكن أن نرسم الشبكة الثلاثية المبينة في الشكل السابق باستخدام الرسم المختصر التالي :



$$a_3 = f^3 (LW_{3,2}\ f^2 (LW_{2,1} f^1 (IW_{1,1} p + b_1) + b_2) + b_3 = y$$

الشكل (٢-١٢) رسم مختصر للشكل الرياضي للشبكة المتعددة الطبقات

يرمز إلى هذا النوع بالشكل : (m- n1- n2 ….q) حيث تشير m إلى عدد المداخل وتشير n1 إلى عدد النيرونات في الطبقة الأولى وهكذا .... و q عدد عقد الخرج. مثلاً الشبكة المشار إليها بالرمز (١٠ – ٤ – ٢):

يكون لها ١٠ عقد في الدخل, و ٤ عقد في الطبقة الخفية, و ٢ عقدة في الخرج .

تعتبر الشبكات العصبونية الصنعية ذات الطبقات المتعددة أكثر تعقيداً وتملك قدرات حسابية أكبر من تلك الموجودة في الشبكات ذات الطبقة الوحيدة, وتستطيع الشبكات متعددة الطبقات حل العديد من المسائل المعقدة, وعلى الرغم من أن تدريب هذه الشبكات يستغرق وقتاً أطولَ إلا أنه يمكن أن يساعد في حل المشاكل التي تعجز عنها الشبكات وحيدة الطبقة.

إن تحديد عدد الطبقات الموجودة في الشبكة وعدد الخلايا الموجودة في كل طبقة وكيفية الوصل بين الطبقات تتبع لنوعية وضخامة وطبيعة التطبيق الذي تستخدم من أجله الشبكة, فمثلاً من أجل مسألة ما, فإنَ استخدام شبكة متعددة الطبقات وبالرغم من قدرتها الحسابية الكبيرة قد لا يحقق نتائج جيدة مثلما لو تم استخدام شبكة وحيدة الطبقة بالرغم من قدرتها الحسابية الصغيرة مقارنة بذات الطبقات المتعددة.

وما يزال هذا التحديد يعتمد على التجريب بالرغم من الخوارزميات والفرضيات الموضوعة, بمعنى أنه من أجل تطبيق ما, يجب أن تخضع الشبكة لعدة تجارب تغيير وتعديل في بنيتها حتى يتم الحصول على بنية الشبكة العصبونية التي تعطي أفضل النتائج.

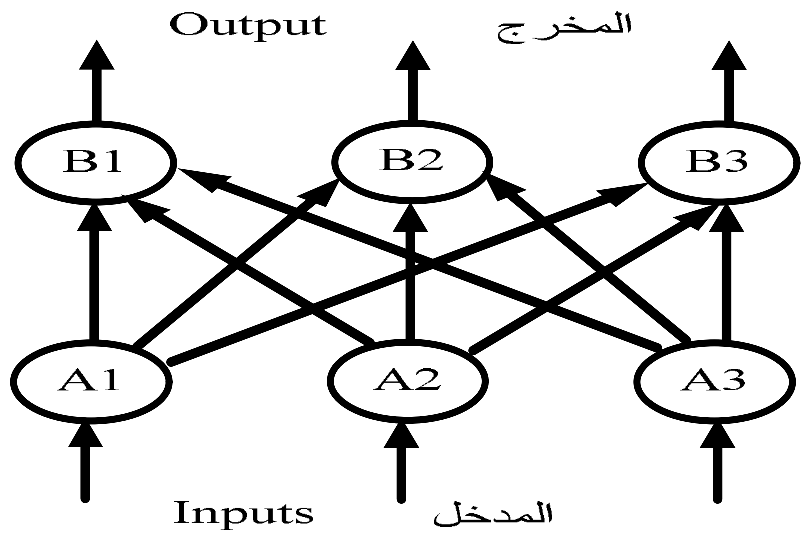
٢-٦ طرق تغذية الشبكات العصبونية:

يمكن وبالاعتماد على طريقة التغذية للشبكة العصبونية التمييز بين نوعين رئيسيين هما كالتالي:

١. **الشبكات ذات التغذية الأمامية:**

Feed Forward Networks

تقسم عصبونات شبكة التغذية الأمامية إلى مجموعة من الطبقات, تحتوي كل طبقة على عدد من العصبونات ويتم تدفق المعلومات من طبقة لأخرى بشكل متسلسل وفق مسار أمامي فقط أي من طبقة الدخل إلى الطبقة الخفية الأولى ومنها إلى الطبقة الخفية الثانية وهكذا حتى الوصول إلى طبقة الخرج.

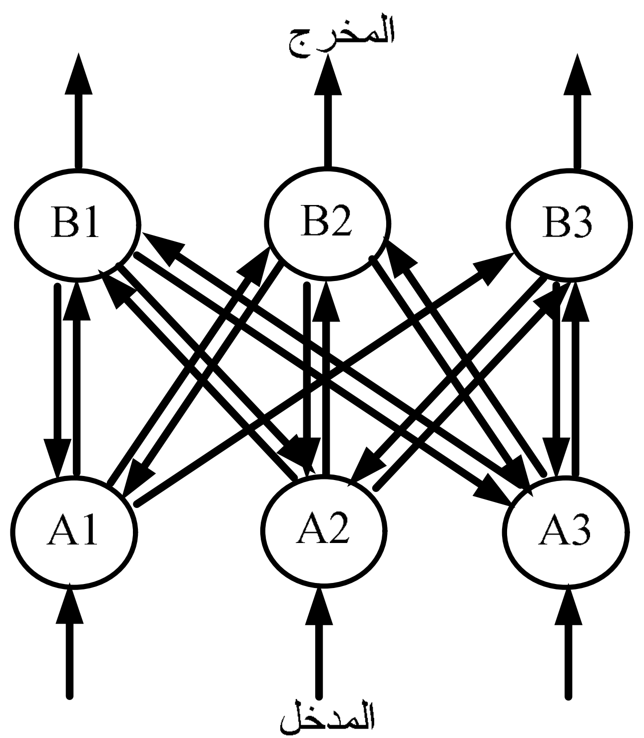


الشكل (٢-١٣) شبكة وحيدة الطبقة ذات تغذية أمامية

٢. الشبكات الإرجاعية:

Backward Networks

تقسم عصبونات شبكة التغذية الإرجاعية إلى مجموعة من الطبقات, تحتوي كل طبقة على عدد من العصبونات ويتم تدفق المعلومات من خلال مسارين هما, المسار الأمامي (طبقة الدخل, الطبقات الخفية, طبقة الخرج), والمسار الخلفي حيث يعاد فيه جزء من إشارات الخرج إلى الدخل مروراً بالطبقات الخفية (طبقة الخرج, الطبقات الخفية, طبقة الدخل).



الشكل (٢-١٤) شبكة وحيدة الطبقة ذات تغذية خلفية

٢-٧ معدل الخطأ الأصغري للتدريب والاختبار:

Training and Testing Minimum Error:

تعتبر عمليــة حســاب الخطأ الناتج عن تدريب الشبكــة واختبارها من العمليــات الهامــة في تطوير نموذج الشبكات العصبونية, وعليــه يتوقف اختيار الشبكــة العصبونية المثلــى التي توافق الخطأ الأصغري من بين الكثيــر من التصاميم والمعماريات التي يتم تجريبها خلال عملية التدريب. ويمكن اختبار مدى ملائمــة الشبكــة العصبونية لحل مشكلــة ما من خلال حساب عدة أنواع من الأخطاء لتساعد في عمليــة اختيار الشبكــة المثلى للمشكلــة المطروحــة, كمتوسط مربعات الأخطاء (MSE)Mean Squared Error, والخطأ المتوسط المطلــق (MAE) Mean Absolute Error وجذر متوسط مربعات الأخطاء Root Mean Squared Error (RMSE) والتــي تحسب بالعلاقات (٢-٩)، (٢-١٠)، (٢،١١) على التوالي [Twomey. J. M and Smith. A. E 1997]:

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^{N} \sum_{j=1}^{M} |O_{ij} - T_{ij}|}{N} \qquad (٢-٩)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{N} \sum_{j=1}^{M} (O_{ij} - T_{ij})^2}{N}} \qquad (٢-١٠)$$

$$MSE = \frac{\sum_{i=1}^{N} \sum_{j=1}^{M} (O_{ij} - T_{ij})^2}{N} \qquad (٢-١١)$$

حيث :

n: عدد عينات التدريب (أزواج التدريب).

m: عدد مركبات (عصبونات) شعاع الخرج.

O_{ij}: هو الخرج الناتج عن الشبكة للعصبون j والموافق لزوج التدريب i.

T_{ij}: هو الخرج أو الهدف الحقيقي للعصبون j والموافق لزوج التدريب i.

٢-٨ شبكة الانتشار الخلفي:

Back Propagation Network:

كان لاكتشاف خوارزمية الانتشار الخلفي دورٌ كبيرٌ في زيادة الاهتمام بالشبكات العصبونية الصنعية وإعطائها مكان الصدارة في حقل الذكاء الصناعي.

تعرف خوارزمية الانتشار الخلفي بأنها طريقة منتظمة تستخدم لتدريب الشبكات العصبونية الصنعية, وتعتمد على مبادئ رياضية تجعلها فعالة ومتماسكة, وتعتمد شبكات الانتشار الخلفي أسلوب التعلم تحت الإشراف وتستخدم بشكل عام مع الشبكات متعددة الطبقات حيث ترتبط عصبونات كل طبقة فيها بجميع عصبونات الطبقة التي تليها مباشرة, أي أن عصبونات طبقة الدخل ترتبط فقط بعصبونات الطبقة الخفية الأولى وعصبونات الطبقة الخفية الأولى ترتبط فقط بعصبونات الطبقة الخفية الثانية,....وهكذا حتى نصل للطبقة الخفية الأخيرة التي ترتبط بدورها بعصبونات طبقة الخرج فقط, كما أنه لا يوجد أي ارتباط بين العصبونات ضمن الطبقة الواحدة.

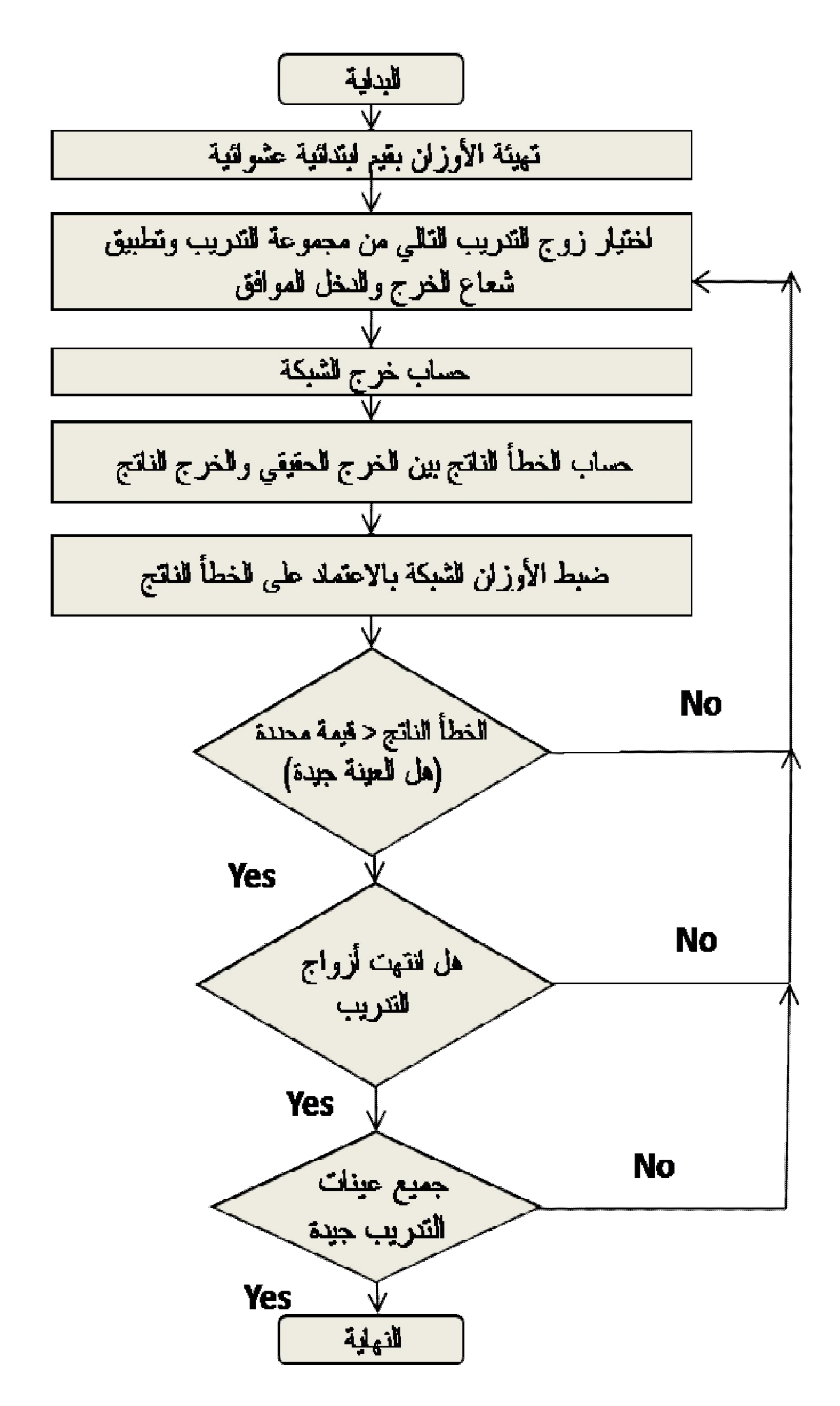
يتم في هذه الشبكات استخدام مجموعة من أشعة الدخل المرتبطة مع مجموعة من أشعة الخرج وذلك لإجراء عملية التدريب وتحديد أوزان الارتباطات في الشبكة, والهدف من هذه العملية أنَ تقوم الوحدات في الطبقة الخفية بتنظيم نفسها وإيجاد تمثيل داخلي يمكَن الشبكة من توليد الخرج المطلوب عندما تعطى المدخلات التدريبية, ومن ثم تطبيق نفس التمثيل الداخلي على مدخلات لم تكن الشبكة قد تدربت عليها من قبل.

لإنجاز عملية التعلم يشترط في أزواج التدريب Training Pairs أن تكون مختارة بدقة وأن يكون هناك العدد الكافي والشامل لمعظم الحالات التي يتغير فيها مجال الدخل.

الخطوات التالية تمثل مراحل تدريب شبكة الانتشار الخلفي والتي سوف يتم في البداية شرحها بشكل مبسط ومن ثم سوف يتم عرض معادلات الخوارزميات لكل مرحلة

١. تهيئة الأوزان بقيم ابتدائية عشوائية.
٢. اختيار زوج التدريب الأول من مجموعة التدريب وتطبيق شعاع الدخل كدخل للشبكة.
٣. حساب قيم الخرج للشبكة.
٤. حساب الخطأ بين خرج الشبكة الذي تم الحصول عليه من الخطوة السابقة وبين الخرج المطلوب (شعاع الهدف من زوج التدريب).
٥. ضبط أوزان الشبكة اعتماداً على الخطأ الناتج بحيث يتم التقليل من هذا الخطأ.
٦. تكرار الخطوات من (٢-٥) من أجل كل زوج من أزواج التدريب حتى يصبح الخطأ من أجل مجموعة التدريب مقبولاً.

يظهر الشكل التالي المخطط النهجي للخطوات السابقة:



الشكل(٢-١٥) المخطط النهجي للانتشار الخلفي.

و فيما يلي شرح مبسط لمراحل تدريب شبكات الانتشار الخلفي:

إن العمليات المذكورة في الخطوات (٢-٣) السابقة – المستخدمة في حالة تدريب الشبكة – يتم استخدامها بشكل مشابه في حال تطبيق قيم فعلية على الشبكة بعد انتهاء التدريب (أثناء التشغيل) . أي أنه في مرحلة التشغيل يتم تطبيق شعاع الدخل وحساب الخرج الناتج عنه.

يتم إنتاج الحسابات في الطبقات طبقة تلو الأخرى، فمثلاً من أجل شبكة عصبونية ذات طبقة خفية واحدة يتم حساب قيم الخرج مثلاً للخلايا العصبونية في الطبقة الخفية الأولى ويتم استخدام هذه القيم كقيم دخل لطبقة الخرج ثم يتم حساب قيم الخرج لطبقة الخرج وهذه القيم تمثل شعاع الخرج للشبكة.

في الخطوة (٤) يتم طرح كل قيمة خرج – OUT – من القيمة المقابلة لها في شعاع الهدف وناتج الطرح يمثل الخطأ.

يستخدم هذا الخطأ في الخطوة (٥) لضبط أوزان الشبكة، واعتماداً على خوارزمية التدريب التي سيتم شرحها لاحقاً يتم تغيير قطبية الأوزان.

بعد تكرار كافٍ للخطوات الأربعة السابقة (٢-٥) فإن الخطأ يتناقص بين الخرج الفعلي والخرج المطلوب حتى يصل إلى قيمة مقبولة. وبالتالي يمكن القول بأن الشبكة قد تدربت، وعند هذه المرحلة تستخدم الشبكة لأداء التطبيق المطلوب أما الأوزان فتكون ثابتة.

تمثل الخطوتان (٢-٣) حالة تمرير أمامي (Forward Pass) حيث تنتشر الإشارة من دخل الشبكة إلى خرجها. أما الخطوتين (٤-٥) فتمثلان حالة تمرير عكسي وهنا يتم استخدام إشارة الخطأ المحسوبة لضبط الأوزان.

التمرير الأمامي Forward Pass:

تجرى الحسابات على الطبقات في الشبكات متعددة الطبقات طبقة تلو الأخرى ابتداءً من طبقة الدخل. حيث تحسب قيمة Net لكل خلية عصبية في الطبقة الأولى عن طريق إجراء عملية جداء للأوزان بقيم الدخل الموافقة لها ومن ثم أخذ المجموع للجداءات السابقة، ثم يتم تطبيق تابع التفعيل F على الناتج السابق Net لإنتاج قيمة Out من أجل كل خلية عصبية في هذه الطبقة. وبعد الانتهاء من حساب قيم الخرج للطبقة الحالية فإنها تستخدم كدخل للطبقة التالية. ويتم تكرار هذه العملية طبقة تلو الأخرى حتى الوصول إلى آخر مجموعة من قيم الخرج للشبكة والتي تمثل قيم الخرج الفعلية.

سوف يتم تمثيل الأوزان بين الخلايا العصبونية بالمصفوفة W فمثلاً يمكن التعبير عن الوزن من الخلية العصبونية الثامنة في الطبقة الثانية إلى الخلية العصبونية الخامسة في الطبقة الثالثة بالشكل W5,8 ، ويمكن التعبير عن شعاع قيم Net ونرمز له بالرمز N على شكل جداء مصفوفات بالمعادلة التالية: $N = X * W$

و بالتالي فإن شعاع الخرج O يعطى بالعلاقة: $O = F(X, W)$

يتم تطبيق العلاقتين السابقتين على كل طبقة حتى الوصول إلى الطبقة الأخيرة (طبقة الخرج)، ويتم حساب شعاع الخرج لهذه الطبقة والذي يمثل الخرج الفعلي للشبكة اعتماداً على نفس العلاقتين السابقتين.

التمرير العكسي (الخلفي):

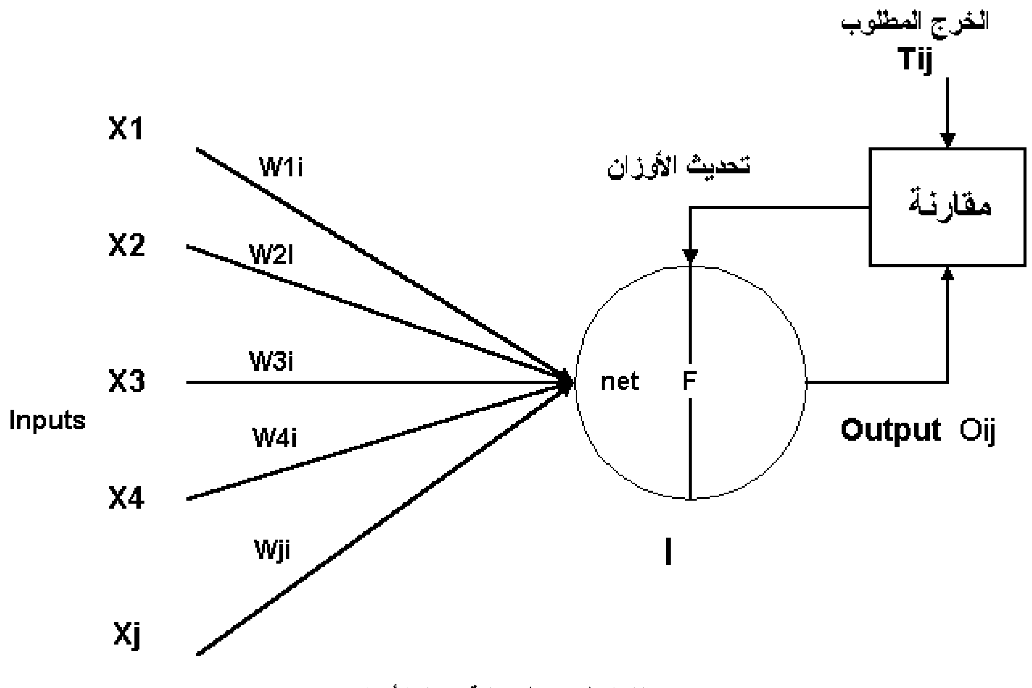
يتم بالمراحل التالية:

١. ضبط أوزان طبقة الخرج:

بما أن قيمة الهدف معروفة من قبل كل خلية عصبونية في طبقة الخرج، فإنه يتم ضبط الأوزان المرافقة، على عكس الحالة التي لا يكون فيها الهدف موجوداً، حيث يكون التدريب في هذه الحالة أكثر تعقيداً.

٢. ضبط أوزان الطبقات الخفية:

بما أن الطبقة الخفية لا تملك شعاع هدف وبالتالي لا يمكن تطبيق العمليات السابقة. في هذه الحالة تقوم خوارزمية الانتشار الخلفي بنشر خطأ الخرج بشكل خلفي خلال الشبكة طبقة تلو الأخرى حيث يتم ضبط الأوزان عند كل طبقة.



الشكل (٢-١٦) عملية تعديل الأوزان.

فيما يلي سيتم شرح خوارزميات المراحل السابقة بالتفصيل:

٢-٨-١ خوارزميات مرحلة التمرير الأمامي Forward Pass:

تعتبر مرحلة التمرير الأمامي الخطوة الأولى من عملية تدريب الشبكة, حيث يشترط في شبكات الانتشار الخلفي أن تكون التغذية أمامية ومترابطة تماماً على شكل طبقات بحيث لا توجد روابط تغذية خلفية ولا توجد روابط تتجاهل أحد الطبقات وتذهب مباشرة إلى الطبقات التي تليها .[Freeman. J. A and Skapura. D. M 1991].

تجري الحسابات على الطبقات الواحدة تلو الأخرى ابتداءً من الطبقة الأولى " الدخل" وذلك بتطبيق شعاع الدخل X_P على عناصر طبقة دخل الشبكة والتي تقوم بتوزيع القيم إلى وحدات الطبقة الخفية حيث يتم حساب قيمة الدخل الصافي Net لكل خلية عصبية في الطبقة الخفية وبالتالي فإن المجمـــوع الموزون في وحدة معالجـــة j ضمن الطبقـــة الخفيـــة يعطى بالمعادلـــة التاليـــة:

$$Net_j^h = \sum_{i=1}^{N} W_{ij}^h \cdot x_i + \theta_j^h \qquad (٢-١٢)$$

حيث:

W_{ij}: تمثل وزن الارتباط بين وحدة المعالجة الخفية j ووحدة معالجة الدخل i .

θ_j^h: تمثل قيمة الانحياز لوحدة المعالجة j وهو وزن يعامل مثل بقية الأوزان ويأخذ قيمة دخل مساوية 1 دوماً ويساعد الشبكة على التعلم بصورة أسرع وأدق.

x_i: تمثل شعاع الدخل إلى وحدة المعالجة j.

N: عدد وحدات طبقة الدخل.

h: تشير إلى رقم الطبقة الخفية.

وبعد أن يطبق تابع التنشيط على القيم الداخلة إلى وحدات الطبقة الخفية, ترسل كل وحدة من هذه الوحدات قيم خرجها إلى كل وحدة من وحدات طبقة الخرج والتي يعبر عنها بالعلاقة:

$$i_j = f_j^h \left(Net_j^h \right) \qquad (٢-١٣)$$

أما بالنسبة لطبقة الخرج تكون القيم الداخلة إلى الوحدة K من تلك الطبقة معطاة بالعلاقة:

$$Net_K^O = \sum_{j=1}^{L} W_{Kj}^O \cdot i_j + \theta_K^O \qquad (٢-١٤)$$

حيث:

W_{kj}: تمثل وزن الارتباط بين وحدة المعالجة الخفية j ووحدة معالجة الخرج k.

θ_k^o: تمثل قيمة الانحياز لوحدة المعالجة k.

i_j: هو شعاع الخرج الناتج عن الوحدات الخفية والذي يعتبر كإدخالات لطبقة الخرج.

L: عدد وحدات الطبقة الخفية.

O: تشير إلى طبقة الخرج.

ومن جديد يطبق تابع التنشيط على وحدات الخرج, لتنتج القيم النهائية والموافقة لقيم الدخل للشبكة حيث تعطى قيم الخرج لوحدة الخرج K بالعلاقة (٢-١٤):

$$O_K = f_K^O (Net_K^O) \qquad (٢-١٥)$$

٢-٨-٢ مرحلة الانتشار العكسي Reverse Pass:

٢-٨-٢-١ تحديث أوزان طبقة الخرج:

Updating the Output Layer Weights:

إنَ الخطوة الأولى في مرحلة الانتشار الخلفي هي حساب الخطأ الناتج في كل خلية عصبية من طبقة الخرج والذي يعبر عنه بالفرق بين قيمة الخرج الناتج عن مرحلة الانتشار الأمامي وقيمة الخرج الحقيقي المعروف من أزواج التدريب.

من أجل كل زوج تدريب فإنه يمكن حساب الخطأ الموافق لشعاع الدخل X_P حيث $X_P = [X_1, X_2, X_3, \ldots, X_n]$ لكل وحدة من وحدات الخرج وذلك بالعلاقة:

$$\delta_k = (d_K - Y_K) \qquad (٢-١٦)$$

حيث:

d_k: تمثل الخرج الحقيقي المقدم للشبكة والموافق لشعاع الدخل لنماذج التدريب المقدمة.

Y_k: تمثل الخرج الناتج عن الشبكة في نهاية مرحلة الانتشار الأمامي.

k : تشير إلى وحدة من وحدات طبقة الخرج.

إن الهدف من حساب الخطأ السابق هو تصغير مجموع مربعات الأخطاء E لكل وحدات الخرج.

$$E = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^{M} \delta_k^2 \qquad (٢-١٧)$$

حيث تشير M إلى عدد الوحدات في طبقة الخرج.

المعامل $\frac{1}{2}$ تمت إضافته في العلاقة (٢-١٧) لتسهيل حساب الاشتقاقات اللازمة لعملية تحديث الأوزان في طبقة الخرج.

إنَ الخطأ E يتوضع كسطح متعدد الأبعاد في فضاء الأوزان, حيث يتم إيجاد اتجاه تغير الأوزان عن طريق حساب قيمة التغير السالب الذي يوافق قيمة الخطأ الأصغري لــ E_P والذي يعبر عنه بــ ΔE_P وكذلك علاقته بالأوزان ثم يتم تعديــل قيــم الأوزان بحيــث تقل قيمة الخطأ الكلي.

$$E = \frac{1}{2}\sum_{k=1}^{M} (Y_k - O_k)^2 \qquad (١٨-٢)$$

يمكن الحصول على النهاية العظمى والصغرى باشتقاق المعادلة (٢-١٨):

$$\frac{\delta E}{\delta w_{kj}^{o}} = -(Y_K - O_K) \cdot \frac{\delta f_K^{O}}{\delta\left(Net_K^O\right)} \cdot \frac{\delta\left(Net_K^O\right)}{\delta W_{kj}^{O}} \qquad (١٩-٢)$$

إنَ الخرج النهائي لطبقة الخرج معطى سابقاً بالعلاقة (٢-١٥):

$$O_k = f_K^O\left(Net_K^O\right) \qquad (١٥-٢)$$

وباشتقاق العلاقة السابقة نحصل على المعادلة (٢-٢٠):

$$\frac{\delta\left(Net_K^O\right)}{\delta W_{Kj}^{O}} = \left[\frac{\delta}{\delta W_{Kj}^{O}} \sum_{j=1}^{L} W_{Kj}^{O} \cdot i_j + \theta_K^O\right] = i_j \qquad (٢٠-٢)$$

يتم الحصول على مقدار تغير الخطأ بالعلاقة (٢-٢١) وذلك بتجميع العلاقة (٢-١٩) والعلاقة(٢-٢٠):

$$-\frac{\delta E}{\delta W_{Kj}^{O}} = (Y_K - O_k) . f_k^{\prime o}\left(Net_k^o\right) . i_j \qquad (٢١-٢)$$

إذاً يتم تحديث الأوزان في طبقة الخرج بالعلاقة (٢-٢٢) وذلك كما يلي:

$$New\ W_{KJ}^{O} = old\ W_{Kj}^{O} + \nabla W_{Kj}^{O} \qquad (٢٢-٢)$$

$$\nabla W_{KJ}^{O} = \eta(Y_k - O_k) \cdot f_K^{\prime O}(Net_k^o) \cdot i_j \qquad (٢٣-٢)$$

حيث η هو معدل نسبة التعلم Learning Rate Parameter وهو ثابت موجب يقع ضمن المجال [1 , 0] ويعبر عن مقدار الخطوة ضمن سطح الخطأ بهدف الوصول إلى الخطأ الأصغري العام والشامل وتجنب نهايات الأخطاء المحلية.

نلاحظ من المعادلة (٢-٢٣) أن تغير الوزن هو مقدار يتعلق بمشتق تابع التنشيط المطبَق وهو $f_K'^O$ لذلك فانه لحساب مقدار تغير هذا الوزن ∇W_{kj}^o يجب أن يكون تابع التنشيط المستخدم f_K^O قابل للاشتقاق, لهذا من غير المفيد استخدام التوابع التي تعطي باشتقاقها قيم صفرية.

إنَ هناك العديد من التوابع الرياضية التي تحقق الشرط السابق, ولكن الشكلين الرئيسين الأكثر استخداماً لتابع التنشيط هما تابع التنشيط الخطي وتابع سيغمويد ويمكن أن يطبق أحدهما على الشبكة وذلك تبعاً لطبيعة المشكلة [Freeman, A. J . and Skapura, M. D. 1991].

- **وحدة الخرج الخطي:**

يمكن تطبيق تابع التنشيط الخطي على كل وحدة من وحدات طبقة الخرج وذلك في بعض المسائل لأن هذا التابع يعطي عند اشتقاقه قيمة ثابتة تسهل عملية الحصول على قيمة تغير الوزن. إنَ معادلة تابع التنشيط الخطي مع مشتقه تعطى بالعلاقات (٢-٢٤), (٢-٢٥) على التوالي:

$$f_K^O\left(Net_{jk}^o\right) = Net_{jK}^O \qquad (٢-٢٤)$$

$$f_K'^O = 1 \qquad (٢-٢٥)$$

بالتالي فإن معادلة تحديث الوزن في حال استخدام تابع التنشيط الخطي تعطى بالعلاقة التالية:

$$New\ W_{Kj}^O = old\ \ W_{Kj}^O + \eta\ .\ (y_k - o_k).\ i_j \qquad (٢-٢٦)$$

- **التابع سيغمويد sigmoid :**

يعتبر من أكثر التوابع استخداماً في الشبكات العصبونية وخصوصاً الشبكات ذات الانتشار الخلفي لأنه يتناسب مع أغلب التطبيقات بسبب العلاقة التي تربط بين التابع ومشتقه وذلك من أجل حساب الخرج الناتج عن عناصر المعالجة في كل من الطبقات الخفية وطبقة الخرج وتعطى معادلة التابع سيغمويد:

$$f_k^o\left(Net_{jk}^o\right) = \frac{1}{1+e^{-\left(Net_{jk}^o\right)}} \qquad (٢-٢٧)$$

أما مشتق التابع فيعطى بالمعادلة (٢-٢٨):

$$f_K'^O = f_K^O(1-f_K^O) = O_K(1-O_K) \qquad (٢-٢٨)$$

من المعادلة السابقة نلاحظ العلاقة بين التابع سييغمويد ومشتقه وهذا ما يسهل عملية التدريب وبذلك يمكن تحديث الأوزان كما يلي:

$$New\ W_{Kj}^O = old\ W_{KJ}^O + \eta.(Y_k - O_k).O_k.(1-O_k).i_j \qquad (٢-٢٩)$$

إذا فالمعادلة العامة لتحديث الأوزان في طبقة الخرج تعطى بالشكل (٢-٣٠):

$$New\ W_{kj}^o = old\ W_{kj}^o + \eta\ .\delta_k^o\ .i_j \qquad (٢-٣٠)$$

حيث δ_k^o عامل تصحيح الخطأ بهدف توليف الوزن W_{ij} وهو يتبع قيمة الخطأ في وحدة الخرج k ويقدم معلومات عن مقدار هذا الخطأ في هذه الوحدة ليتم بعد ذلك انتشاره عكسياً إلى كل وحدة من وحدات الطبقة الخفية المرتبطة بها وهو يعطى بالعلاقة:

$$\delta_k^o = (Y_k - O_k).\ f_k'^o\ (Net_k^o) = \delta_k .\ f_k'^o\ (Net_k^o) \qquad (٢-٣١)$$

حيث δ_k مقدار الخطأ في وحدة الخرج k ويعبر عنه بالفرق بين الخرج الناتج عن عملية التدريب والخرج المقدم من عينات التدريب.

من الملاحظ أن عملية التدريب تحتاج في كل دورة إلى تخزين كمية كبيرة من المعلومات, وأن عدد الدورات اللازمة لتدريب الشبكة غالباً ما يكون عدد كبير نسبياً فإنه بالنتيجة نحتاج إلى تخزين كمية كبيرة جداً من المعلومات خلال مرحلة تدريب الشبكة, أي نحتاج إلى حجم فارغ كبير على القرص الصلب الخاص بالحاسب الذي تتم عليه عملية تدريب الشبكة. نقطة أخرى يجب مراعاتها وهي أن يتم تقديم أزواج التدريب بشكل عشوائي أي لا يتم تدريب الشبكة بواسطة أزواج متشابهة من صنف معين ومن ثم الانتقال إلى صنف آخر لأن الشبكة لن تكون قادرة بعد انتهاء عملية التدريب من إعطاء نتائج صحيحة موافقة لمعطيات دخل جديدة مقدمة لم تكن قد تدربت عليها سابقاً.

٢-٨-٢-٢ تحديث أوزان الطبقة الخفية:

Updating the Hidden Layer Weights:

تجري عملية تحديث أوزان الطبقة الخفية بطريقة مشابهة لطبقة الخرج, ولكن المشكلة هي في حساب الخطأ في خرج الوحدات الخفية, لأنَه في حالة وحدات الخرج يمكن حساب الخطأ بسهولة وذلك لأن الخرج الحقيقي يكون معلوماً من عينات التدريب المقدمة, أما في حال الوحدات الخفية فإنه لا يوجد خرج محدد للوصول إليه والمقارنة معه لذلك يمكن الاستفادة من حساب الخطأ الكلي الناتج

عن طبقة الخرج وعلاقته بخرج الوحدات الخفية في عملية تحديث الأوزان كما يلي:

$$E = \frac{1}{2}\sum_{K}(Y_k - O_k)^2 \qquad (٢-٣٢)$$

$$E = \frac{1}{2}\sum_{K}(Y_k - f_K^O(Net_k^o))^2 \qquad (٢-٣٣)$$

$$E = \frac{1}{2}\sum_{K}\left(Y_k - f_K^O\left(\sum_{K} W_{KJ}^O . i_j + \theta_k^o\right)\right)^2 \qquad (٢-٣٤)$$

من خلال المعادلات (٢-١٣), (٢-١٤) نجد أن قيمة الخرج لكل وحدة من وحدات الطبقة الخفية i_j تعتمد على الأوزان في تلك الطبقة, وبذلك يمكن الاستفادة منها في حساب تغير الخطأ ΔP في وحدات الطبقة الخفية كما يلي:

$$\frac{\delta E}{\delta W_{ji}^h} = \frac{1}{2}\sum_{k}\frac{\delta}{\delta W_{ij}^h}(Y_k - O_k)^2 \qquad (٢-٣٥)$$

$$\frac{\delta E}{\delta W_{ij}^h} = -\sum_{K}(Y_k - O_k).\frac{\delta O_k}{\delta(Net_k^o)}.\frac{\delta(Net_k^o)}{\delta_{ij}}.\frac{\delta i_j}{\delta(Net_k^h)}.\frac{\delta(Net_j^h)}{\delta w_{ij}^h} \qquad (٢-٣٦)$$

يمكن حساب كل حد من حدود المعادلة (٢-٣٦) اعتماداً على المعادلات السابقة لتنتج المعادلة التالية التي تعبر عن مقدار تغير الخطأ:

$$\frac{\partial E}{\partial Wji^h} = -\sum_k(Y_k - O_k).f'^o_k(Net_k^o).W_{kj}^o.f'^h_j.(Net_j^h).X_i \qquad (٢-٣٧)$$

وبالتالي تعطى معادلة تحديث الأوزان للطبقة الخفية بالمعادلة (٢-٣٩):

$$\nabla W_{ij}^h = \eta.f_j'^h(Net_j^h).X_i.\sum_{K}(Y_K - O_K)\ f_K'^O(Net_k^o).W_{Kj}^O \qquad (٢-٣٨)$$

حيث η يمثل معدل التعلم والتدريب.

ويمكننا كتابة العلاقة (٢-٣٨) بالشكل التالي:

$$\nabla W_{Ij}^h = \eta.f_j'^h(Net_j^h).X_i.\sum_{K}\delta_K^O.W_{Kj}^O \qquad (٢-٣٩)$$

أي أن تعديل كل وزن من أوزان الطبقة الخفية يعتمد على كل حدود الخطأ δ_k^o في طبقة الخرج, وهذه النتيجة توضح مفهوم الانتشار الخلفي, حيث أن الخطأ المحسوب في طبقة الخرج ينتشر إلى

الطبقة الخفية وذلك لتحديد التغير المناسب في أوزان تلك الطبقة, إذا يمكن تحديد الخطأ في الطبقة الخفية بالعلاقة (٢-٤٠):

$$\delta_j^h = f_j'^h(Net_j^h).\sum_k \delta_k^o . W_{kj}^o \qquad (٢-٤٠)$$

ويتم تحديث الأوزان في الطبقة الخفية بنفس الطريقة :

$$New\, W_{ij}^h = old\ W_{ij}^h + \eta\ .\ \delta_j^h\ .\ X_i \qquad (٢-٤١)$$

يمكن تلخيص خطــوات تدريب شبكـــة الانتشـــار الخلفي من أجـــل شبكـــة تحوي طبقـــة خفيـــة واحدة كمـــا يلي:

١. تطبيق شعاع الدخل المتغير $X = (X_1,\ X_2, X_3\ ,\ \ldots\ , X_n)$ على وحدات طبقة الدخل للشبكة.

٢ – حساب قيمة محصلة الدخل الموزون لكل وحدة من وحدات الطبقة الخفية بالعلاقة:

$$Net_j^h = \sum_{j=1}^{N} W_{ij}^h . X_i + \theta_j^h$$

٣ – حساب قيم الخرج لكل وحدة من وحدات الطبقة الخفية وذلك بتطبيق تابع التنشيط سيغمويد.

$$i_j = f_j^h\left(Net_j^h\right)$$

٤ – الانتقال إلى طبقة الخرج وحساب المجموع الموزون في كل وحدة فيها, ومن ثم حساب الخرج الناتج من وحدات طبقة الخرج.

$$Net_K^O = \sum_{j=1}^{L} W_{kj}^o . i_j + \theta_k^o$$

$$O_K = f_K^O(Net_K^O)$$

٥ . حساب قيم الخطأ لكل وحدة من وحدات طبقة الخرج.

$$\delta_k^o = (Y_k - O_k).\, f_K'^O(Net_k^o) = \delta_k.\ f_K'^O(Net_k^o)$$

٦ – حساب قيم الخطأ لكل وحدة من وحدات الطبقة الخفية.

$$\delta_j^h = f_j'^h(Net_j^h).\sum_k \delta_k^o . W_{KJ}^O$$

مع ملاحظة أن حد الخطأ في وحدات الطبقة الخفية يتم حسابه قبل تحديث أوزان الروابط لوحدات طبقة الخرج.

٧ – تحديث الأوزان في طبقة الخرج.

$$New\ W^{O}_{Kj} = old\ W^{O}_{Kj} + \eta .\delta^{o}_{k} .i_j$$

٨ – تحديث الأوزان في الطبقة المخفية.

$$New\ W^{h}_{Ij} = old\ W^{h}_{Ij} + \eta .\ \delta^{h}_{j} .X_i$$

٢-٩ معايير الأوزان والتعلم:

Weights and Learning Parameters:

يؤثر اختيار القيم الابتدائية لأوزان الارتباطات بين طبقات الشبكة المختلفة بشكلٍ كبيرٍ على تقارب الشبكة من القيمة الدنيا للخطأ المطلق, حيث تعتمد شبكات الانتشار الخلفي عند تعديل الأوزان على معرفة الاتجاه الذي ينخفض فيه مربع الخطأ الكلي للشبكة, وتأخذ عملية تعديل الأوزان دورات عديدة للوصول إلى القيم المثلى لمصفوفة الأوزان.

في بداية التدريب تؤخذ الأوزان الابتدائية صغيرة وعشوائية لأنَ عملية تحديث الأوزان بين وحدتين تعتمد على مشتق تابع التنشيط لكل من الطبقات الخفية وطبقة الخرج, لذلك يجب تجنب القيم الابتدائية للأوزان التي تجعل كل من قيم التنشيط ومشتقاتها مساوية للصفر, كذلك إذا كانت الأوزان صغيرة جداً فإنَ دخل الشبكة بالنسبة للوحدات الخفية ووحدات الخرج سيقترب من الصفر وبالتالي تعمل هذه القيم على إبطاء عملية التعلم.

عادة يفضل أن تكون قيم الأوزان الابتدائية صغيرة ومختارة ضمن مجال معين يطلق عليه مجال الإشـــباع مثلا [0.5 , 0.5 -] أو ضمن مجال [1, 1-] أو أي مجال أخر صغير نسبياً [Freeman, A. J . and Skapura, M. D. 1991], كما يمكن أن تأخذ الأوزان قيماً سالبة أو موجبة لأنَ هذه الأوزان ستتغير بعد ذلك مع كل دورة تدريب حتى تصل الشبكة إلى الخطأ الأصغري الذي يوافق أوزان نهائية معينة.

أما بالنسبة لاختيار ثابت نسبة التعلم أو التدريب فإنَ لهذه القيمـــة تأثير كبير على أداء الشبكـــة وذلك لتحسين وتسريع عملية التعلم والوصول إلى مصفوفـــة الأوزان النهائيـــة التي توافق مقدار الخطأ الأصغري, وعادة تكون هذه النسبـــة ذات قيمـــة صغيرة $0 < \eta \leq 1$. [Freeman, A. J . and Skapura, M. D. 1991]

إنَ قيمة معدل التعلم η الصغيرة تعني أنَ الشبكة سوف تأخذ عدد أكبر من التكرارات وبالتالي زمن التدريب سيأخذ وقتاً أطولاً ولكن هذا يساعد في الوصول إلى الحل الأمثل أو الشبكة الأفضل والتي ترافق قيمة الخطأ الأصغري.

يمكن اختصار زمن التدريب عن طريق البدء بقيمة صغيرة لمعدل التعلم ومن ثم زيادتها

باستمرار أثناء التدريب لأن زيادة معدل التعلم كلما نقص الخطأ سيساعد الشبكة على سرعة تقارب الخطأ إلى قيم دنيا مع تجنب الحالة التي تتأرجح فيها الشبكة بعيداً عن القيم الحقيقية الصغرى.

٢-١٠ إضافة انحياز إلى الشبكة العصبونية:

Adding a Neuron Bias:

يعتبر شعاع الانحياز بمثابة الحد الثابت في المعادلات الرياضية كثيرات الحدود والذي يساعد في حل تلك المعادلة بصورة أسهل وأسرع, ففي حالات عدة يكون من الأفضل تزويد كل خلية من خلايا الشبكة العصبونية بانحياز قابل للتدريب, حيث يفيد هذا الانحياز في تسريع عملية التدريب بشكل كبير.

إن عملية إضافة الانحياز إلى خوارزمية التدريب سهلة جداً حيث تتم إضافة خلية مع وزن مرافق يطَبق على دخله القيمة "1" ويتم تدريب الوزن السابق بنفس الطريقة التي تتدرب بها بقية الأوزان ما عدا أن قيم الدخل المطبقة عليه هي دائماً "1"

٢-١١ مرحلة الاختبار:

Testing Stage :

يقصد بعملية الاختبار وصول الشبكة إلى حالة التعميم أي المرحلة التي تصبح فيها قادرة على تميز العينات وإعطاء استجابات صحيحة لعينات لم تتدرب عليها سابقاً وبالتالي يمكن وضع الشبكة قيد الاستثمار, ولهذا تعتبر مرحلة اختبار الشبكة مرحلة شديدة الأهمية حيث تختبر الشبكة على نماذج من العينة لم تتدرب عليها من قبل, وعادة تكون نسبة نماذج الاختبار حوالي(% 15 - 10) من عدد عينات التدريب [California Scientific Software 1994]. إن عملية الاختبار تحدث بصورة مشابهة تماماً لعملية التدريب ولكن دون إجراء عملية توزيع للخطأ الناتج بين خرج الشبكة الفعلي والخرج الناتج من الحساب، إذا كانت قيمة الخطأ الناتج عن عملية الاختبار تقع ضمن الخطأ المحدد قبل إجراء تلك العمليـــة, عندها يمكن اعتبار الشبكة قد تدربت واختبرت بشكل جيد وضمن حدود الخطأ المحدد ويمكن بالتالي وضعها قيد الاستثمار, أما إذا كان الخطأ لا يتوافق مع الخطأ المحدد المسموح به, عندئذٍ يجب اللجوء إمَا إلى تغيير هيكلية الشبكة وتصميمها أو تغيير أحد معايير بارامترات الاختبار أو التدريب.

٢-١٢ مرحلة التشغيل:

Running Stage:

بعد انتهاء عملية التدريب والاختبار وتحقيق حدود السماحية للخطأ, يمكن وضع الشبكة قيد الاستثمار وذلك بتطبيق طور التغذية الأمامية فقط لخوارزمية الانتشار الخلفي وذلك كما يلي:

١ - وضع مصفوفة الأوزان النهائية والموافقة لأقل قيمة للخطأ والتي تم الوصول إليها بعد مرحلة التدريب والاختبار.

٢ - إدخال قيم شعاع الدخل الجديد للقيم المراد معرفة خرجها.

٣ - حساب قيم المجموع الموزون لكل وحدة من وحدات الطبقة الخفية.

$$Net_j^h = \sum_{i=1}^{N} W_{ij}^h \,.\; X_i + \theta_j^h$$

٤ - حساب قيم الخرج لكل وحدة من وحدات الطبقة الخفية.

$$i_j = f_j^h \left(Net_j^h \right)$$

٥ - الانتقال إلى طبقة الخرج وحساب قيم الدخل لوحدات هذه الطبقة.

$$Net_K^O = \sum_{j=1}^{L} W_{Kj}^O \,.\, i_j + \theta_K^O$$

٦ - حساب قيم الخرج لوحدات طبقة الخرج والتي تمثل بمجملها القيم النهائية للمشكلة المطروحة.

$$O_K = f_K^O (Net_K^O)$$

٢-١٣- خاصية التعميم والتذكر:

Generalization and Reminding Aspects:

تعتبر خاصية التعميم Generalization من السمات الأساسية للشبكات العصبونية المتعددة الطبقات, حيث يمكن للشبكة أن تقوم بالمعرفة والتنبؤ بنتائج جديدة لإدخالات لم تتدرب عليها من قبل, ومقارنتها بتلك التي تدربت عليها سابقاً بهدف إعطاء نتائج صحيحة ودقيقة "ضمن السماحية المحددة للخطأ" وكذلك رفع كفاءة قدرة التعلم للشبكة باستخدام الأمثلة الجديدة لأن الشبكة تضيفها إلى العينات السابقة أي إلى نماذج التدريب لتطوير أدائها على التنبؤ.

إذا تدربت الشبكة جيداً وكان الخطأ الموافق لها ضمن حدود السماحية المحدد لعملية التدريب, ولكن عملية الاختبار لم تكن ناجحة أي أنها لم تحقق حد السماحية المحدد قبل عملية الاختبار, عندئذ تكون الشبكة قد خزنت فقط البيانات المقدمة لها أي دخلت طور التذكر فقط "Memorize" وبالتالي فالشبكة تميز عينات التدريب فقط ولا تميز أي معطيات جديدة, وتكون غير

قادرة على إعطاء نتائج دقيقة ضمن حدود السماحية. إذاً لكي تقوم الشبكة بالمهمة المحددة لها يجب أن تصل إلى حالة التعميم وليس التذكر أو الحفظ, أي أن تميز كل من عينات التدريب والاختبار والنماذج الجديدة, وغالباً ما تحدث عملية الحفظ أو التذكر في حال تمت عملية تدريب الشبكة على عدد قليل من نماذج الإدخال.

عندما لا تحقق الشبكة حدود السماحية للخطأ في مرحلة الاختبار أو التشغيل أي أنها تقوم بعملية تذكر وليس تعميم, يمكن عندئذ تطوير أداء الشبكة باتخاذ إحدى الإجراءات التالية :

١ - إنقاص معدل السماحية للتدريب أي معدل الخطأ المسموح به ضمن عملية التدريب, ومن ثم إعادة التدريب مرة أخرى.

٢ - إضافة عينات أكثر للشبكة لتتدرب عليها, أي زيادة نماذج التدريب.

٣ - إضافة عدد العوامل المؤثرة على الخرج, أي زيادة عدد وحدات الدخل.

٤ - تغيير عدد وحدات الطبقة الخفية, وبشكل عام فإن إنقاص العدد سوف يزيد قدرة الشبكة على التعميم وان كان زمن التدريب سوف يزداد.

٥ - زيادة عدد الطبقات الخفية هو آخر الإجراءات التي يمكن اللجوء إليها, ويمكن أن يكون نافعاً في بعض التطبيقات ولكن ٨٥% من المشاكل يمكن حلها بطبقة خفية واحدة [علام زكي عيسى 2000].

٢-١٤- استخدامات الشبكات العصبونية الصنعية:

Artificial Neural Network Applications:

لقي استخدام الشبكات العصبونية الصنعية في مختلف المجالات العلمية والتطبيقية حماساً شديداً, وازداد عدد الشركات المهتمة بإنتاج وتسويق النظم المرتكزة على الشبكات العصبونية الصنعية كنظام التعرف على الصور وتصنيفها وذلك للتفتيش على جودة المنتجات وكذلك الشبكات القادرة على قراءة وتمييز الخــط, أما في مجال الهندسة المدنية فقد أثبتت الشبكات العصبونية الصنعية قدرتها الكبيرة على حل العديد من المشاكل كمسائل اختيار الحل الأمثل ومسائل التنبؤ.

وفيما يلي يتم استعراض بعض الدراسات التي تم فيها استخدام الشبكات العصبونية في مجال الهندسة المدنية .

في التصميم الإنشائي:

استعملت الشبكات العصبونية الصنعية في نمذجة موديل لمرحلة التصميم الإنشائي الأولى حيث قام كل من [Mukherjee, A. and Deshpande, M. 1995] بتطوير نظام متعدد الطبقات لتصميم كمرة من الخرسانة المسلحة واستعمل في هذا النظام طبقتين مخفيتين مع ٨ وحدات في طبقة

الإدخال، واستعمل طول الكمرة والوزن الذاتي للكمرة والوزن المتحرك كمتغيرات إدخال، أما طبقة الإخراج فتحتوي على خمس وحدات وهي: مساحة حديد التسليح، سمك وعرض الكمرة، قيمة العزم، والتكلفة.

وقام الباحثان [Abdalla, K.M. and Stavroulakis, G.E. 1995] باستعمال تقنية الشبكات العصبونية مستخدمين طريقة الانتشار الخلفي لتقويم الخواص الميكانيكية لوصلة شبه صلبة من الفولاذ والمتغيرات المستعملة في تدريب الشبكة العصبونية هي: عدد المسامير اللولبية، زاوية الوصلة، سمك وطول الصفيحة الحديدية، يتمثل الإخراج بالنسبة للشبكة في إيجاد منحني العزم وزاوية الدوران بالنسبة للوصلة الفولاذية.

في التحليل الإنشائي:

استعملت الشبكات العصبونية الاصطناعية في نمذجة هياكل إنشائية متعددة الطوابق وتحليلها تحت تأثير الحمل الميت وقوى الرياح. حيث درس [Jenkins, W.M. 1995] تأثير تركيب الشبكة وقيم الإدخال والإخراج والتدرب على سلوك الشبكة، تتكون الشبكة من طبقة الإدخال بأربعة وحدات، طبقة واحدة مخفية، وطبقة الإخراج بثلاث وحدات أما المتغيرات المستخدمة كمدخلات هي: المسافة ما بين الأعمدة، ارتفاع الطابق، عزم العطالة لكل من الكمرة والعمود، متغيرات الإخراج تتكون من الإزاحة في الهيكل الإنشائي ومحصلة القوى الأفقية الطابقية.

كما استعمل كل من [Goh, A.T.C., Wong, K.S. and Broms, B.B. 1995] نظام آخر في نمذجة العناصر المنتهية لتقويم الإزاحة القصوى للجدران الساندة للتربة، المعلومات المستعملة لتدريب الشبكة العصبونية مأخوذة من نتائج تحليل برامج العناصر المتناهية من أمثلة سابقة، والشبكة العصبونية تتكون من طبقة إدخال بسبع وحدات معالجة وطبقة مخفية بثلاث وحدات وطبقة إخراج بوحدة واحدة.

استعمل نظام شبكة عصبية في نمذجة ومعرفة قوة تحمل الأعمدة النحيفة من الخرسانة المسلحة حيث حاول كل من [Chuang, P.H., Athany, T.C. and Wu, X. 1998] معرفة العلاقة ما بين قيم الإدخال وقيمة تحمل العمود القصوى. واستخدمت نتائج التجارب العملية على الأعمدة الخرسانية في تدريب الشبكة العصبونية الاصطناعية. وتم مقارنة نتائج الشبكة العصبونية مع نتائج تحاليل نظرية أخرى فوجدت أنها تعطي نتائج قوة العمود متقاربة مع التحاليل النظرية. وتتكون الشبكة العصبونية من طبقة إدخال تحتوي على ٨ وحدات إدخال هي: عرض وسمك العمود، طول العمود، سمك القشرة الخارجية للخرسانة، نسبة السمك إلى عرض العمود، نسبة حديد التسليح، مقاومة الخرسانة وحديد التسليح، ونسبة طول العمود إلى عرضه، الطبقة المخفية تتكون من ١٢ وحدة وطبقة الإخراج تتكون من وحدة واحدة تمثل مقاومة العمود القصوى.

تقويم الأضرار في المباني:

طور الباحثون [Elkordy, M. F., Chang, K. C. and Lee, G. C. 1994] نظام شبكة اصطناعية لتقويم الأضرار الإنشائية في المباني تقوم هذه الشبكة بمعرفة موقع الضرر وتصنيف درجته. تتكون الشبكة من طبقة إدخال لها ٨ وحدات، طبقة مخفية بتسع وحدات، وطبقة إخراج بوحدتين، ويعتمد تقويم الأضرار في المبنى على المعلومات التي تخص نوع الضرر في المبنى.

واستخدم كل من [Stephens, G. E. And Vanluchene, R. D. 1994] الشبكات العصبونية في دراسة شروط السلامة وتقويم الأضرار للمباني التي تعرضت لهزات أرضية بفعل الزلازل، الإدخال إلى الشبكة يتكون من ثلاثة أنواع من الأضرار: الإزاحة القصوى، الطاقة المبذولة في المبنى وتدهور الصلابة، الطبقة المخفية تتكون من ٧ وحدات معالجة، وقد استعمل برنامج الـــ NNIC لتطوير هذه الشبكة الاصطناعية.

تقدير كلفة المشاريع الإنشائية:

أشار [Sodikov, J. 2005] في دراسة أجريت حول تقدير كلفة مشاريع الطرق لمدى أهمية تقدير كلفة مشاريع الطرق السريعة بدقة عالية في المرحلة الأولية للمشروع ووجد أنها خطوة حاسمة في مجال دراسة الجدوى كما ألقى الضوء على الصعوبات التي تظهر عند تقدير الكلفة في هذه المرحلة مثل: نقص في المعلومات التمهيديةّ، نقص في قاعدة بيانات كلفة أعمال الطرق،فقدان في بعض البيانات، نقص في توفر الطرق الملائمة لتقدير الكلفة، وتم التركيز في هذه الدراسة على تطوير تقنيات تقدير الكلفة الدقيقة لمشاريع الطرق السريعة في المدن المتطورة وذلك في المرحلة الأولية للمشروع باستخدام الشبكات العصبونية تم من خلالها تصميم شبكتين عصبونيتين لنوعين من أعمال الطرق، الأولى لتنفيذ منشأة جديدة، صممت بالاعتماد على ٣٨ مشروع تم جمعهم في مدينة بولاند، تتكون الشبكة العصبونية من طبقة دخل تحتوي على ٨ وحدات، وطبقة مخفية مكونة من أربع وحدات، وطبقة خرج تتكون من وحدة واحدة تمثل كلفة الوحدة من مشروع الإنشاء، واستخدمت كمتغيرات إدخال: إنتاجية العمل السائد، مدة العمل، عرض الطريق، عرض الأكتاف، ميل الطريق، حجم الحفريات، أعمال كشط التربة، صنف السطح، مادة القاعدة، أما الشبكة الأخرى صممت لعملية مد الإسفلت بالاعتماد على ٤٢ مشروع تم جمعهم في مدينة تايلاند، الشبكة مكونة من طبقة دخل تحتوي على أربع وحدات، وطبقتين مخفيتين الأولى مكونة من ١٠ وحدات والثانية مكونة من ٦ وحدات، وطبقة خرج تتكون من وحدة واحدة تمثل سعر الوحدة من عملية مد الإسفلت، أما متغيرات الإدخال اقتصرت على إنتاجية العمل السائد، مدة العمل، عرض الطريق، عرض الأكتاف، هذه الدراسة أكدت أن الخطأ في تقدير الكلفة في المرحلة التمهيدية للمشروع ممكن أن يقلل للنصف مما هو عليه في الوقت الحالي وأن تقنية الشبكات العصبونية ممكن أن تكون أداة ملائمة لحل مشاكل عدم الدقة في

تقدير الكلفة في المرحلة الأولية والتي تكون ناجمة عن قلة توفر البيانات، وأشارت أن العمل المستقبلي ممكن أن يركز على تطوير نموذج الشبكات العصبونية بواسطة دمجها مع طرق أخرى.

أجرى كل من [Bouabaz, M and Hamami, M. 2008] دراسة لتقدير كلفة صيانة وإصلاح الجسور، ركزت الدراسة على تطوير نموذج لتقدير كلفة صيانة وإصلاح الجسور بدقة باستخدام تقنية الشبكات العصبونية، حيث تم جمع بيانات لـــ ٤٠ مشروعً، استخدم ٣٢ منهم للتدريب و٨ مشاريع للاختبار، الشبكة العصبونية مكونة من طبقة إدخال تحتوي على ٣ وحدات، وطبقة مخفية مكونة من ٤ وحدات، وطبقة إخراج مكونة من وحدة واحدة تمثل كلفة صيانة وإصلاح الجسور، وقد حققت الشبكة نتائج بدقة وصلت ٩٦% كما وجدوا أن هذا النموذج هو أداة ملائمة لحل المشاكل الناجمة عن عدم التأكد الحاصل في المراحل المبكرة من الدراسة والناجم عن نقص البيانات.

أجرى الباحثون [Kalogirou, S.A., Neocleous, C.C. and Schizas, C.N. 2008] دراسة كان الهدف منها هو تدريب شبكة عصبونية وتعليمها من أجل التنبؤ بحمولة التدفئة المطلوبة للأبنية بأقل عدد ممكن من البيانات، دربت الشبكة العصبونية اعتمادا على ٢٥٠ حالة مدروسة عن حمولات التدفئة، تتنوع بين غرف بمساحات صغيرة (١-٢ م٢) ومساحات كبيرة تصل لـــ ١٠٠ م٢، كما احتوت البيانات على أنواع مختلفة من الغرف بدءا من الحمامات الصغيرة إلى قاعات التدريس، بينما درجات الحرارة تدرجت من ١٨-٢٣ c، بهذه الطريقة دربت الشبكة لتوافق وتحاكي عدداً متنوعاً من الحالات، وقد تم تصميم شبكة عصبونية مكونة من طبقة إدخال تحتوي على ٨ وحدات استخدمت فيها كمتغيرات إدخال: مساحة النوافذ، مساحة الجدران الخارجية، مساحة القواطع، مساحة الأرضيات، نوع البلاطة، نوع النوافذ، نوع الجدران، درجة حرارة الغرفة، وثلاث طبقات مخفية كل منها مكونة من ١٠ وحدات، وطبقة خرج تتكون من وحدة واحدة تمثل حمولة التدفئة.

النتائج الأولية لتدريب الشبكة أظهرت أن دقة التنبؤ ممكن أن تحسن بتقسيم المدخلات إلى مجموعتين، الأولى للمساحات التي هي أقل من ٧ م٢، والثانية للمساحات المتدرجة من ٧-١٠٠ م٢، حيث تناقص الخطأ الناتج عن عملية الاختبار من ١٥.٢% - ٩% والتي تمت باستخدام بيانات غير معروفة للتحقق من دقة التنبؤ، وقد أظهرت النتائج بأن الطريقة المقترحة ممكن أن تستخدم بنجاح لتقدير حمولات التدفئة للأبنية وأن مثل هذه الطريقة تكون مستخدمة في المدن التي لا تتوفر فيها بسهولة الخصائص الحرارية الدقيقة لمواد البناء، كما أنها ممكن أن تطبق لتقدير حمولات التبريد وهو العمل الأكثر صعوبة وأنهم يعملون الآن في هذا الاتجاه.

الخلاصة Summary:

تم في هذا الفصل شرح مفهوم جديد من مفاهيم الذكاء الصناعي يتمثل بالشبكات العصبونية الصنعية ANN التي اقترحت لتساعد في حل العديد من المسائل التي تكون العلاقة فيها بين متغيرات الدخل والخرج غير واضحة وذلك عن طريق استعراض المفاهيم الأساسية والمصطلحات المستخدمة في الشبكات العصبونية الصنعية التي يمكن فهمها من خلال طرح آلية عمل الشبكات العصبونية العضوية ومدى محاكاة الشبكات العصبونية الصنعية لها, كما تم استعراض مكونات وطبقات الشبكات الصنعية المختلفة والمتمثلة بشكل عام بطبقة الدخل والطبقات الخفية وطبقة الخرج ومكونات تلك الطبقات وطرق ارتباطها وآلية عمل كل طبقة.

كذلك تم استعراض المعايير العامة التي يمكن للشبكات العصبونية الصنعية أن تصنف على أساسها, وتم تقديم أكثر أنواع الشبكات العصبونية أهميةً وانتشاراً ألا وهي شبكة الانتشار الخلفي, وذلك من خلال مراحلها المختلفة ابتداءً بمرحلة التدريب وأنواعه المختلفة, فالاختبار ثم الاستثمار, مع شرح كامل للخوارزمية الرياضية لكل مرحلة من المراحل بشكل مفصل بما فيها خطوات حساب الخطأ وانتشاره ومن ثم عملية تحديث الأوزان، كما تم استعراض كيفية اختيار الأوزان الابتدائية ومعدل التعلم وأنواع توابع التنشيط المستخدمة.

وأخيراً تم تسليط الضوء على بعض الدراسات التي استخدمت فيها الشبكات العصبونية وذلك في مختلف مجالات الهندسة المدنية.

الفـــصـــل الثالث

تصميم شبكة عصبونية لتقدير كلفة الأبنية

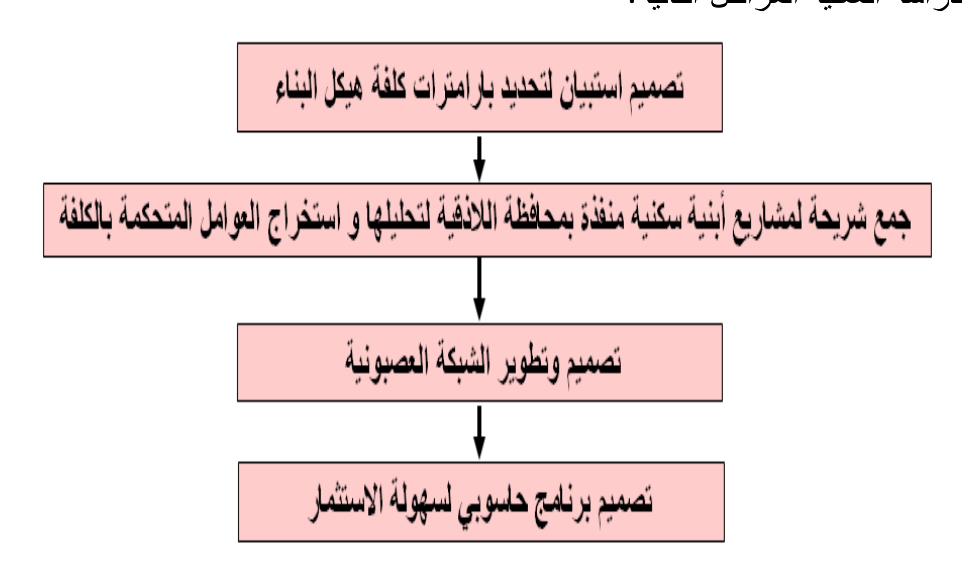
Design of neural network for building cost estimate

٣-١ مقـــدمـــة (Introduction):

تعتبر عملية تقدير الكلفة إحدى أهم الخطوات في إدارة المشاريع حيث أنها تؤسس الخط القاعدي لكلفة المشروع في مراحل مختلفة من تطوره وتمثل تنبؤاً يتم معرفته من خلال ما يعرف بمهندسي التكاليف أو المقدرين وذلك اعتماداً على قاعدة من البيانات المتاحة والخبرة الهندسية التي تقوم بتطبيق التقنيات والقواعد العلمية في حل مسائل تقدير الكلفة.

يقدم هذا الفصل الدراسة العملية لموضوع البحث وتتضمن اقتراح نموذج جديد يتمثل بالشبكات العصبونية الصنعية لحل مشكلة هامة في مجال إدارة المشروعات الهندسية وهي إمكانية استخدام نموذج دقيق وسهل لتقدير كلفة مشروعات الأبنية السكنية خلال مرحلة الفكرة للمشروع.

وتشمل الدراسة العملية المراحل التالية:



٣-٢ تصميم استبيان لتحديد البارامترات المؤثرة على كلفة الأبنية السكنية على الهيكل:

يوجد العديد من العوامل التي تؤثر على كلفة أعمال البناء, وقد اعتمد الباحثون على عوامل اختلفت من دراسة لأخرى وذلك تبعاً لكمية البيانات المتاحة (المرحلة التي يتم فيها التقدير) والتقنية المستخدمة في التقدير.

لتحديد العوامل المؤثرة على كلفة أعمال البناء والتي سيتم اعتبارها في طبقة الدخل للشبكة المقترحة تم توزيع استبيان على/٦٥/ خمسةٍ وستين من المهندسين الاستشاريين.

يوضح الجدول (٣-١) الاستبيان الخاص بتحديد العوامل المؤثرة على كلفة الأعمال الإنشائية

الجدول (٣-١) الاستبيان الخاص بتحديد العوامل المؤثرة على كلفة أعمال البناء

يتم تقييم أهمية كل عامل من العوامل بالنسبة لكلفة المبنى بالاعتماد على الخيارات التالية		
درجة التأثير	RATING	
تأثير كبير	HIGH	3
تأثير متوسط	Medium	2
تأثير ضعيف	Low	1
لا يؤثر	Neglected	0

نرجو وضع علامة حسب التصنيف المبين أعلاه بجانب كل عامل تبعاً لدرجة تأثيره على كلفة البناء				
المتغير	درجة تأثير الكلفة على المبنى			
	تأثير كبير	تأثير متوسط	تأثير ضعيف	لا يؤثر
المساحة الكلية				
عدد الطوابق				
ارتفاع المبنى				
نظام التحميل				
نوع الأساسات				
نوع التربة				
تواجد قبو				
تواجد بيت المصعد				

أما الجدول (٣-٢) فيوضح النتائج التي تم الحصول عليها من الاستبيان ممثلة بعدد المهندسين الذين قيَموا أهمية كل عامل بدرجة من درجات تأثير ذلك العامل على كلفة المبنى.

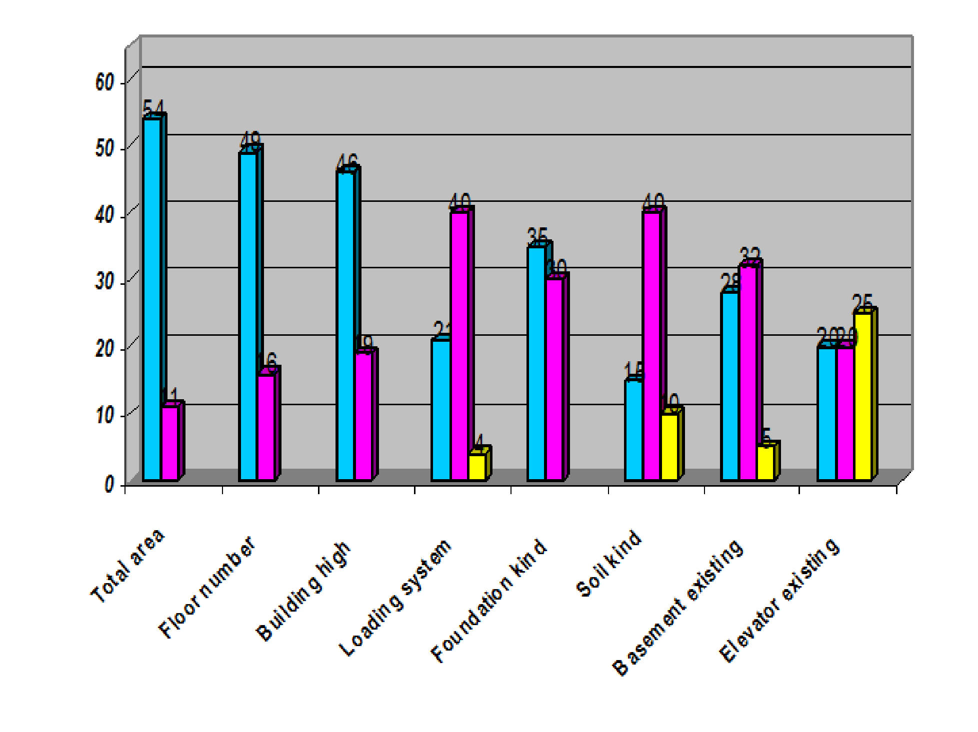
الجدول (٣-٢) نتائج الاستبيان الخاص بتحديد العوامل المؤثرة على كلفة البناء.

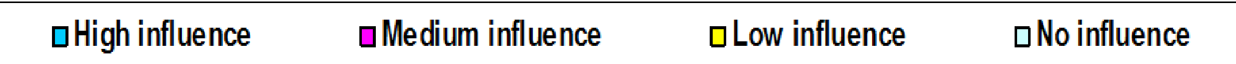
التسلسل	المتغير	درجة تأثير الكلفة على المبنى				الوسط الحسابي للتأثير
		3	2	1	0	
		High influence	Medium influence	Low influence	No influence	
1	Total area	54	11	-	-	2.8
2	Floor number	49	16	-	-	2.75
3	Building high	46	19	-	-	2.7
4	Loading system	21	40	4	-	2.26
5	Foundation kind	35	30	-	-	2.5
6	Soil kind	15	40	10	-	2
7	Basement existing	28	32	5	-	2.3
8	Elevator existing	20	20	25	-	1.9

بعد ما تم توزيع الاستبيان، وبناءً على عدد المهندسين ودرجة التأثير المختارة لكل متغير من المتغيرات، تم اعتبار المتغيرات التي محصلة درجة تأثيرها بين المتوسط والتأثير الكبير مدخلات للشبكة العصبونية، واعتماداً على ذلك تم استبعاد المتغير المتعلق بتواجد بيت المصعد لأن محصلة درجة تأثيره ضعيف.

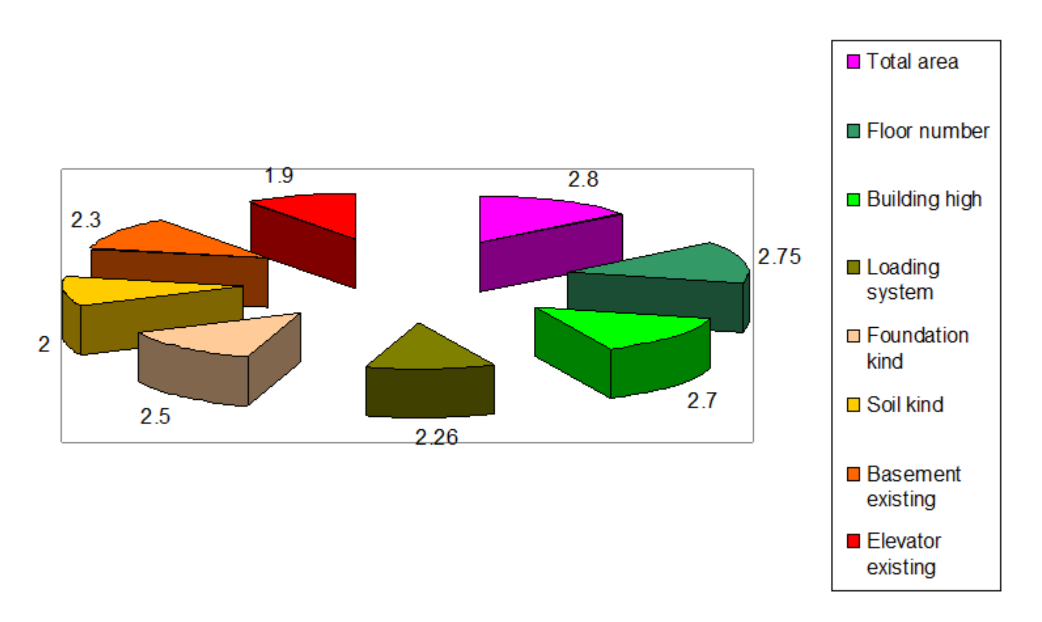
الشكل (٣-١) يبين عدد المهندسين ودرجة التأثير المختارة لكل متغير من المتغيرات.

أما الشكل (٣-٢) يبين الوسط الحسابي لدرجة تأثير كل متغير على كلفة المبنى تبعاً لآراء المهندسين.



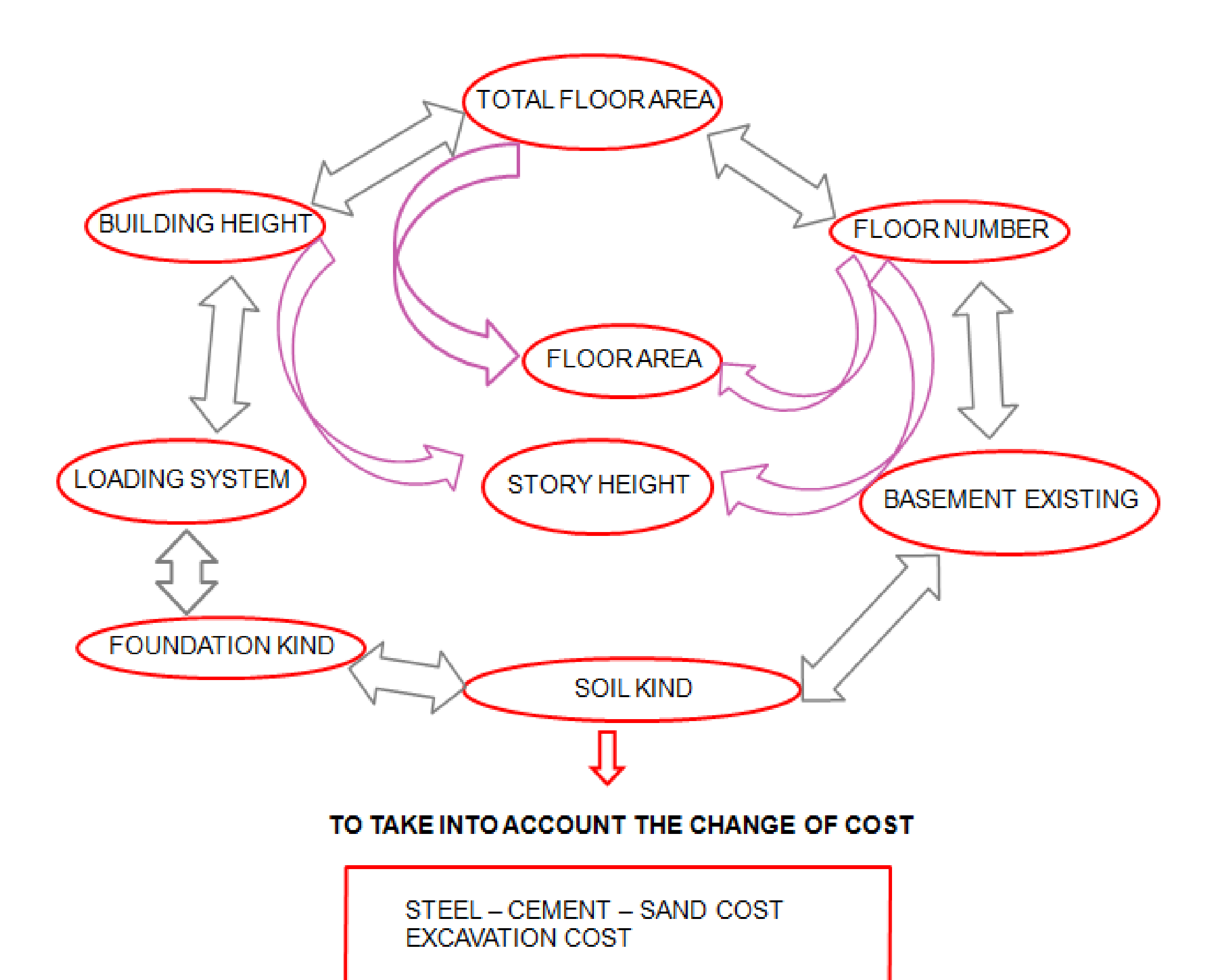


الشكل (٣-١) درجة تأثير كل متغير على كلفة المبنى تبعاً لآراء المهندسين.



الشكل (٣-٢) الوسط الحسابي لدرجة تأثير كل متغير على كلفة المبنى تبعاً لآراء المهندسين.

٣-٢-١ التعريف بالعوامل المؤثرة على كلفة أعمال البناء:

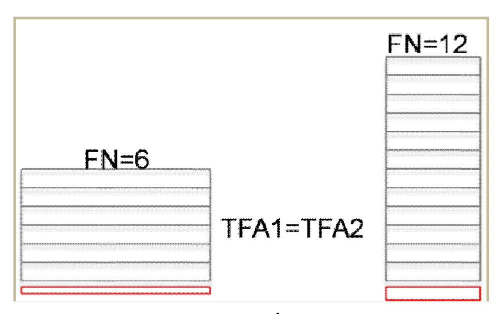


بعد الدراسة الإحصائية لنتائج الاستبيان، حصرت العوامل المؤثرة بسبعة عوامل رئيسية ولضمان إمكانية استخدام الشبكة العصبونية مستقبلاً **تم إضافة مجموعة من العوامل** لإدخال تأثير تغير الأسعار.

- **المساحة المبنية:**

TOTAL AREA

يحدد هذا البارامتر مساحة البلاطات الكلية وبإدخال المساحة الكلية وعدد الطوابق كمتغيرات تتحدد أيضاً المساحة الطابقية، حيث أنه كلما امتد البناء على مساحات أكبر زادت المساحة الخاصة بالحفريات والأساسات والشناجات وبيتون الأرضيات والبنية التحتية للبناء مما يؤثر على كلفة المتر المربع من البناء (ويتم ملاحظتها خاصةً عند وجود فروقات كبيرة في عدد طوابق الأبنية ذات المساحة الكلية المتساوية).



تراوحت مساحة الأبنية للعينة المدروسة من ٤٧٤ م٢-٤٣٥٦ م٢

- **ارتفاع المبنى :**

BUILDING HEIGHT

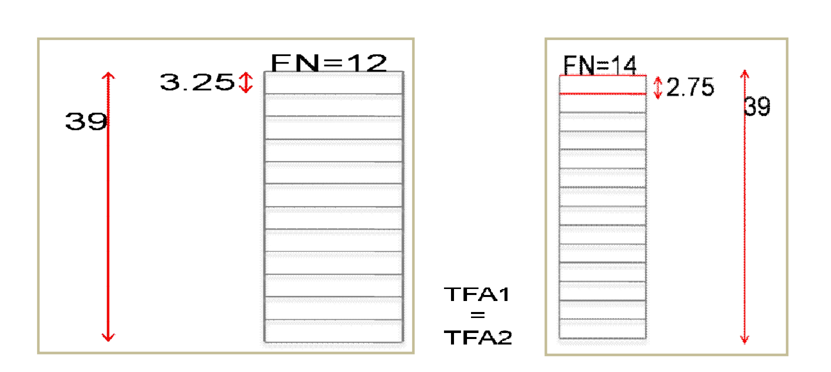
يقوم هذا البارامتر بتصنيف الأبنية ضمن مجموعتين (عادية وعالية) حيث أنه عندما يتجاوز ارتفاع البناء قيمة معينة – يختلف تحديدها من بلد إلى آخر- يمكن تسميته بناءً عالياً وهذه الفئة من الأبنية تكون عادةً بين ٦ طوابق وحتى أكثر من ١٠٠ طابق.

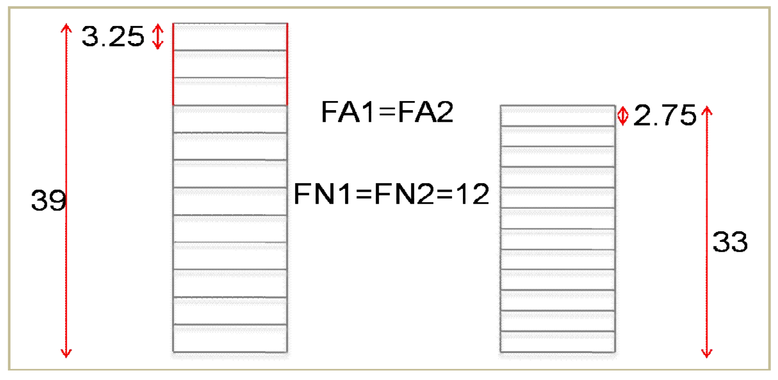
أهم ما يميز هذه المجموعة أنه بالإضافة للحمولات الشاقولية لا بد من دراسة تأثير القوى الأفقية ويقصد بالدرجة الأولى قوة الزلازل وقوى ضغط الرياح وتراوح ارتفاع الأبنية للعينات المجموعة من ٧م-٣٩,١٥م.

- **عدد الطوابق:**

FLOOR NUMBER

إن زيادة عدد الطوابق تساهم في زيادة الضغط على تربة التأسيس والذي يلعب دوراً في تحديد نوع الأساسات (التي تتحدد حسب نوع التربة وحمولة المبنى) كما يلعب دوراً في تحديد أبعاد الأساسات، كما أنه بمعرفة ارتفاع المبنى وعدد الطوابق يتحدد ارتفاع الطابق الواحد الذي ينجم عن زيادته زيادة وزن القواطع مما يؤثر على حجم الجوائز والأعمدة في كل طابق، وبزيادة عدد الطوابق تزداد أبعاد الأعمدة تدريجياً كلما اتجهنا إلى الطوابق السفلية للمبنى، وقد تم اعتبار القبو من ضمن طوابق المبنى.





عدد الطوابق للعينة المدروسة تراوح من ٢-١٢ طابق.

- **الجملة الإنشائية الحاملة:**

LOADING SYSTEM

إن مقاومة القوى الشاقولية والقوى الأفقية والانتقالات الناجمة عنها تتم بشكل رئيسي عن طريق وجود عناصر إنشائية ذات مقاومة كافية بالاتجاه الأفقي والتي تسمى الجملة الحاملة.

وقد تم تصنيف الجمل الإنشائية إلى أربعة أنواع:

أعمدة: وذلك للأبنية التي لا تحتاج إلى جدران خرسانية.

أعمدة – جدران: وذلك للأبنية حيث يتواجد عدد قليل من الجدران الخرسانية أما غالبية الجملة الإنشائية فتكون محمولة على أعمدة.

جدران – أعمدة: وذلك للأبنية حيث تتواجد الجدران الخرسانية بنسبة متوسطة إضافة إلى عدد من الأعمدة.

جدران خرسانية: وذلك للأبنية المحمولة على جدران خرسانية فقط وتسمى في هذه الحالة الأبنية الخرسانية الصندوقية، أو للأبنية حيث تتواجد الجدران الخرسانية بنسبة عالية إضافة إلى عدد من الأعمدة.

- **نوع الأساسات:**

FOUNDATION KIND

تنقسم الأساسات إلى نوعين، أساسات سطحية (Shallow foundations) وأساسات عميقة (Deep foundations).

الأساسات السطحية: في هذا النوع يكون تأسيس المبنى على أعماق قريبة من سطح الأرض.

الأساسات العميقة: يتم اللجوء إليها عندما يتعذر الحصول على طبقة صالحة للتأسيس بالقرب من سطح الأرض، لذلك يتم اختراق التربة إلى أعماق كبيرة للحصول على السطح الصالح للتأسيس. يحتوي كل من الأساسات السطحية والعميقة عدة طرق للتأسيس حسب نوع التربة وحمولة المبنى، وبحسب طريقة التأسيس تختلف طريقة التنفيذ وكمية مواد البناء المستخدمة.

مجمل العينات التي تم جمعها كانت أساساتها سطحية (منفردة وحصيرة).

- **نوع التربة:**

SOIL KIND

يلعب نوع التربة دوراً هاماً في تحديد نوع جملة التأسيس من خلال حساب تحمل التربة الصافي، كما يلعب نوع التربة دوراً رئيسياً في تحديد عمق التأسيس اللازم لتحمل الحمولات الشاقولية للمبنى، وكلما كانت التربة أقوى تكون أبعاد الأساسات أقل، وأيضاً تبعاً لنوع التربة تختلف آلية الحفر والتي تؤثر بشكل ملحوظ على الكلفة.

وقد تم تقسيم نوع التربة إلى ثلاثة أصناف:

تربة ضعيفة وذلك للترب الرملية.

تربة متوسطة وذلك للترب المختلطة.

تربة قوية وذلك للترب الصخرية.

- **وجود قبو:**

BASEMENT EXISTENCE

وجوده يؤدي إلى زيادة أعمال الحفر والردم والحاجة لعمل جدران إستنادية محيطية وبالتالي زيادة كلفة التنفيذ وقد يحتاج تنفيذ القبو إلى معالجة المياه الجوفية في حال وجودها وذلك لأنه يخفض من منسوب التأسيس

- **سعر الاسمنت والفولاذ والبحص والرمل:**

CEMENT COST – STEEL COST – SAND COST

من المعلوم أن الأبنية التي تم جمع بياناتها قد تم تنفيذها في سنوات مختلفة، وهذا له تأثير ملحوظ على كلفة الأعمال الإنشائية وذلك بسبب الاختلاف الكبير في أسعار المواد الأساسية المستخدمة في تنفيذ مشروعات البناء من سنة إلى أخرى. وبسبب الاحتمال الكبير لزيادة أسعار المواد الأساسية، ولضمان إمكانية استخدام الشبكة العصبونية المقترحة مستقبلاً، تم إدخال أسعار هذه المواد (الاسمنت، الفولاذ، البحص والرمل) كمدخلات للشبكة العصبونية.

- **كلفة حفر المتر المربع من التربة:**

EXCAVATION COST

تختلف حسب نوع التربة التي تؤثر على نوع الآلية المستخدمة في الحفر وبالتالي على كلفة أعمال الحفر.

توضيح:

يتم الحصول على أسعار المواد الأساسية وكلفة الحفر من خلال جداول تحليل الأسعار الصادرة عن وزارة الإسكان والتعمير لكل سنة من السنوات.

٣-٢-٢ كيفيـــة تحديـــد البـــارمترات مـــن نظـــام ضـــابطة البنـــاء فـــي مرحلـــة الفكـــرة للمشروع:

يتم الحصول على قيمة البارمترات السابقة خلال مرحلة الفكرة للمشروع من خلال نظام ضابطة البناء والكروكات التصميمية إن وجدت.

المساحة الكلية: حسب نظام ضابطة البناء يوجد لكل منطقة نسبة بناء محددة من مساحة العقار.

عدد الطوابق – ارتفاع المبنى: يحدد كل منهما حسب نظام ضابطة البناء وذلك تبعاً لعرض الشارع في المنطقة الموجود فيها المبنى.

نوع الجملة الحاملة: يمكن تقديرها حسب ارتفاع المبنى وعدد الطوابق.

نوع الأساسات: مرتبط بنوع التربة وارتفاع المبنى.

نوع التربة: حسب الأبنية المجاورة.

وجود قبو: يحدد وجود قبو من عدمه حسب منسوب الأرض الطبيعية بالنسبة للشارع حيث أن ارتفاع المبنى (أو عدد الطوابق) يؤخذ بدءاً من منسوب الشارع، فإذا كان منسوب الأرض الطبيعية أصغر من منسوب الشارع، حينها يمكن تنفيذ قبو في المبنى.

٣-٣ جمع شريحة لمشاريع أبنية سكنية لتحليلها واستخراج العوامل المتحكمة بالكلفة:

تم أخذ عينة مشاريع أبنية سكنية وذلك بسبب كثرة تنفيذ هذا النوع من المشاريع حيث تعد واحدة من الضّرورات الأساسيّة لنشوء أي تجمّع سكّاني أو اقتصادي، إضافة إلى المنافسة الشـــديدة عليها من قبل المقاولين بسبب بساطتها وسهولة تنفيذها.

شملت قاعدة البيانات ٣٨ بناء سكني منفذ في محافظة اللاذقية مع الكلف الخاصة بهذه الأبنية لاستخراج العوامل المؤثرة على الكلفة لكل عينة من العينات حيث يوضح الجدول (٣-٣) البيانات الحقيقية للأبنية السكنية التي تم جمعها.

الجدول (٣-٣) البيانات الحقيقية لمشاريع الأبنية السكنية.

ID	ST-COST	CE-COST	SA-COST	EX-COST	SO-KIND	FO-KIND	TO-AREA	FL-NUM	BU-HI	LOAD-SY	BASE-E	COST
1	15	4	335	40	ضعيفة	مفردة	2100	6	18.6	أعمدة	لا يوجد	1490
2	15	4	335	50	متوسطة	منفردة	1232	4	13.6	أعمدة	لا يوجد	1457
3	15	4	335	50	متوسطة	منفردة	2130	4	12.75	أعمدة	لا يوجد	1560
4	15	4	335	40	ضعيفة	منفردة	564.8	4	12	أعمدة	لا يوجد	1599
5	15	4	335	60	قوية	منفردة	683	3	9.75	أعمدة	لا يوجد	1717
6	15	4	335	60	قوية	منفردة	540	3	9	أعمدة	لا يوجد	1718
7	15	4	335	50	متوسطة	منفردة	981	4	14	أعمدة	لا يوجد	1834
8	15	4	335	50	متوسطة	منفردة	600.5	3	10.5	أعمدة	لا يوجد	1931
9	15	4	335	40	ضعيفة	منفردة	567	3	9.75	أعمدة	لا يوجد	1959
10	28.5	4.6	375	80	قوية	منفردة	1109	4	12.8	أعمدة	لا يوجد	2073
11	15	4	335	60	قوية	حصيرة	1955	5	18.6	أعمدة+جدران	لا يوجد	2080
12	15	4	335	60	قوية	حصيرة	2530	12	39	جدران+أعمدة	يوجد	2104
13	28.5	4.6	375	60	ضعيفة	منفردة	1797.5	5	15.5	أعمدة	لا يوجد	2201
14	28.5	4.6	375	80	قوية	منفردة	572.6	3	11.7	أعمدة	لا يوجد	2313
15	28.5	4.6	375	95	قوية	منفردة	1230.5	5	17.75	أعمدة	لا يوجد	2335
16	28.5	6.5	420	80	ضعيفة	منفردة	576	2	7	أعمدة	لا يوجد	2556
17	28.5	4.6	375	50	ضعيفة	حصيرة	2350.5	10	30.9	أعمدة+جدران	لا يوجد	2608
18	28.5	4.6	375	80	قوية	حصيرة	1500	5	16.45	أعمدة+جدران	لا يوجد	2770
19	28.5	4.6	375	60	ضعيفة	حصيرة	2633	11	33.25	أعمدة+جدران	لا يوجد	2812
20	42.1	6.5	420	110	قوية	منفردة	486	3	9.75	أعمدة	لا يوجد	2853
21	28.5	7	375	90	قوية	حصيرة	4356	11	34.2	أعمدة+جدران	يوجد	2896
22	42.1	6.5	420	80	ضعيفة	منفردة	700.3	4	14	أعمدة	لا يوجد	3014
23	28	6.3	740	195	قوية	منفردة	474	3	9.75	أعمدة	لا يوجد	3384

يتبع الجدول (٣-٣) البيانات الحقيقية لمشاريع الأبنية السكنية.

ID	ST-COST	CE-COST	SA-COST	EX-COST	SO-KIND	FO-KIND	TO-AREA	FL-NUM	BU-HI	LOAD-SY	BASE-E	COST
24	28	6.3	740	195	قوية	منفردة	565	4	12.75	أعمدة	لا يوجد	3396
25	28.5	4.6	375	60	ضعيفة	حصيرة	2595	12	39.15	جدران قص	يوجد	3403
26	28.5	7	375	65	ضعيفة	حصيرة	1170	8	24	جدران+أعمدة	يوجد	3526
27	28.5	4.6	375	85	متوسطة	حصيرة	788.5	6	18	جدران+أعمدة	يوجد	3535
28	28.5	7	375	90	قوية	حصيرة	1678	5	15	أعمدة+جدران	لا يوجد	3841
29	42.1	6.5	420	110	قوية	حصيرة	1450	6	19.5	أعمدة+جدران	لا يوجد	3711
30	28.5	7	375	90	قوية	حصيرة	2674	5	17	أعمدة+جدران	لا يوجد	3726
31	28	6.3	740	170	متوسطة	حصيرة	644	4	12.75	أعمدة+جدران	لا يوجد	3810
32	28.5	7	375	90	قوية	حصيرة	1525	5	17	أعمدة+جدران	لا يوجد	3937
33	28.5	7	375	90	قوية	حصيرة	4163.7	10	32.75	جدران قص	لا يوجد	4022
34	42.1	6.5	420	80	ضعيفة	حصيرة	953.6	7	21.75	جدران+أعمدة	يوجد	4139
35	28.5	7	375	90	قوية	حصيرة	1300	5	17	جدران+أعمدة	لا يوجد	4301
36	28	6.3	740	135	ضعيفة	حصيرة	1682.6	10	31.75	جدران+أعمدة	لا يوجد	4377
37	28	6.3	740	135	ضعيفة	حصيرة	1238	8	26.35	جدران قص	يوجد	4979
38	42.1	6.5	420	80	ضعيفة	حصيرة	1020.3	6	18.65	جدران قص	يوجد	5643

٣-٤ تصميم الشبكة العصبونية:

تم تطوير نموذج شبكة عصبونية صنعية Neural Network تساعد المالك في تقدير كلفة أعمال مبنى ما وذلك خلال مرحلة الفكرة للمشروع. يظهر الشكل (٣-٣) المراحل المتبعة في تطوير الشبكة العصبونية الصنعية الموضوعة قيد الدراسة (California Scientific Software 1994) , حيث تم تصميم وتدريب واختبار الشبكة العصبونية بالاعتماد على بيانات ٣٨ عينة من مشروعات الأبنية السكنية المنفذة في محافظة اللاذقية بهدف الوصول إلى الشبكة المثلى التي توافق الخطأ الأصغري.

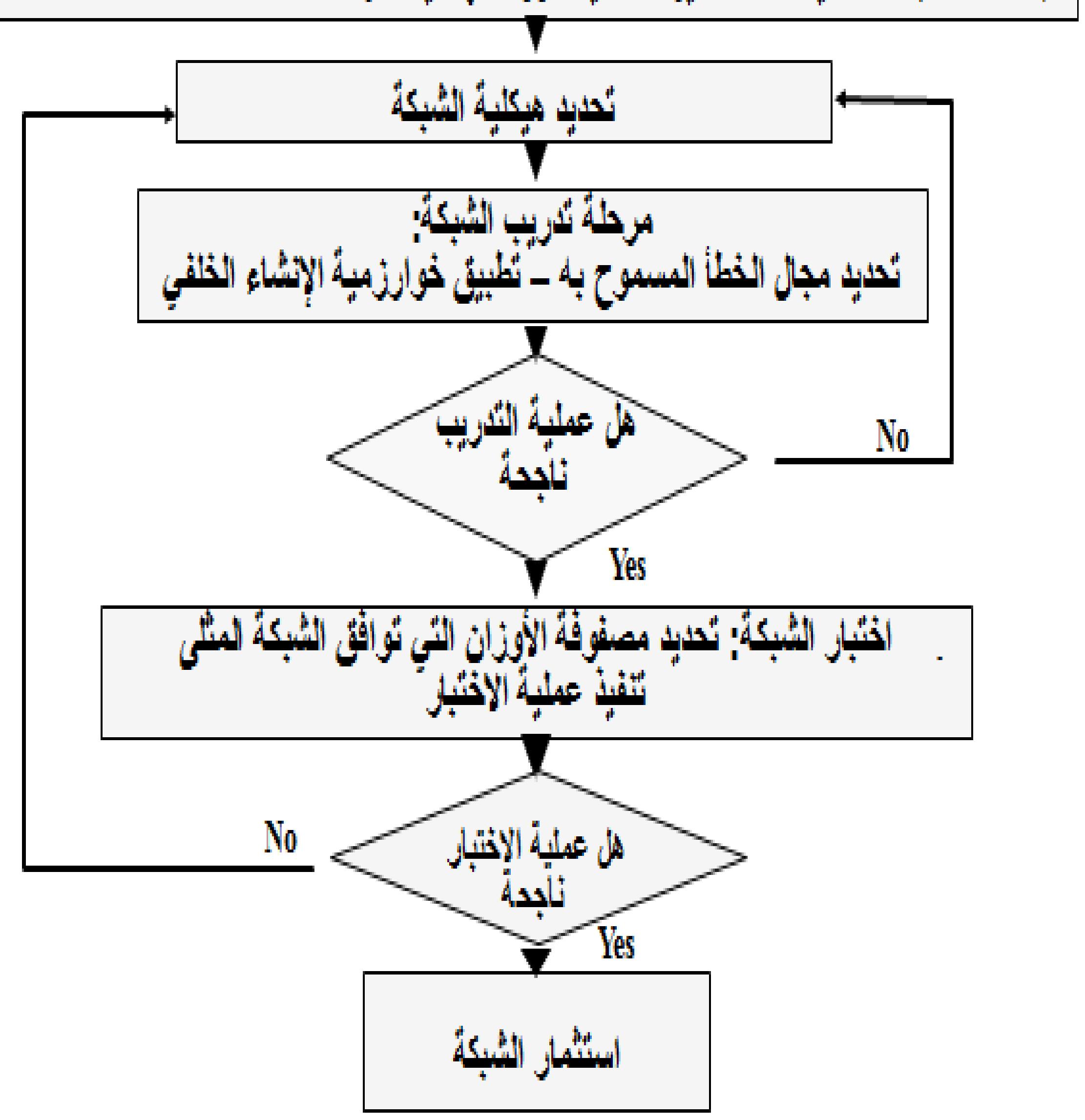
بالنسبـــة للأداة المستخدمـــة في تطويـــر النموذج فهناك العديـــد من لغـــات البرمجة المطورة والمتاحـــة للاستخدام في عمليـــة بناء نماذج الشبكـــات العصبونية الصنعيـــة, إحدى تلـــك الأدوات هي الأداة المطـــورة في جامعة كاليفورنيـــا والتي تحمل الاسم التجاري Brain Maker حيـــث تـــم الاستعانـــة بتلك الأداة في عملية تصميم الشبكة وتدريبها واختبارها.

استخدمت الأداة السابقـــة في تطويـــر العديد من الشبكـــات العصبونية في مختلف التطبيقـــات من قبـــل بعض الباحثين وقد ساعدت في إعطاء نتائج دقيقـــة للغايـــة ولذلك تم اختيارها كأداة لتطوير الشبكة العصبونية الصنعية المقترحة في هذا البحث.

تـــتـــألـــف الأداة Brain Maker المســـتـــخـــدمـــة مـــن موديلين متكـــاملـــيـــن همـــا (California Scientific Software 1994):

Net Maker: والذي يستخدم لتحضير المعطيات, تحديد عوامل الدخل والخرج وخلق ملفات التدريب والاختبار والاستثمار.

Brain Maker: والذي **يستخـــدم** في تحديد هيكلية الشبكـــة " عدد الطبقـــات الخفية, عدد الوحدات داخل كل طبقـــة خفيـــة, معـــدل التعلـــم" وإجراء عمليـــات التـــدريب والاختبـــار والاستثمـــار.



الشكل (٣-٣) مراحل تطوير الشبكات العصبونية الصنعية.

٣-٤-١ تصميم المعطيات:

Data Design:

بعد أن تم تحديد المشكلة التي ستعالجها الشبكة وهي تقدير كلفة المتر المربع من البناء السكني على الهيكل خلال مرحلة الفكرة للمشروع, فإن الخطوة التالية في تصميم الشبكة تبدأ بعملية تصميم المعطيات.

٣-٤-١-١ تحديد مدخلات الشبكة العصبونية والمتمثلة بالعوامل المؤثرة على كلفة البناء:

Neural networks inputs (Factors Effecting the building cost):

بناءً على ما سبق كانت البارامترات المعتمدة كمدخلات للشبكة العصبونية كالتالي:

١- المساحة الكلية

٢- عدد الطوابق

٣- ارتفاع المبنى

٤- نوع الجملة الحاملة

٥- نوع الأساسات

٦- نوع التربة

٧- وجود قبو

٨- سعر الكغ من الاسمنت

٩- سعر الكغ من الحديد

١٠- سعر المتر المكعب من البحص والرمل

١١- كلفة حفر المتر المكعب من التربة

٣-٤-١-٢ معالجة المعطيات:

Data Processing:

يقصد بعملية معالجة المعطيات تحويل المعطيات الرمزية كنوع الجملة الحاملة, نوع الأساسات، نوع التربة، وجود قبو إلى قيمٍ عدديـــةٍ حسب درجـــة تأثير كل منها على كلفة البناء وذلك ليسهـــل التعامل معهـــا ومن ثم تقديمهـــا لوحدات طبقـــة الدخـــل الخاصـــة بالشبكـــة (California Scientific Software 1994).

تم إيجاد القيم المحولَة والمقابلة لكل عامل من العوامل المؤثرة على كلفة البناء وذلك كما هو واضح في الجدول (٣-٤) .

وقد تم تحويل مجالات تغير هذه العوامل إلى قيم عددية لتتلاءم مع طبيعة الشبكات العصبونية الصنعية التي تتعامل مع معطيات الدخل كمدخلات عددية.

الجدول (٣-٤) تصنيف العوامل المؤثرة على كلفة أعمال البناء.

رقم العامل	العامل	تصنيف قيم العامل
1	نوع التربة	1 = تربة ضعيفة. 2 = تربة متوسطة. 3 = تربة قوية.
2	نوع الأساسات	1 = مفردة. 2 = حصيرة.
3	المساحة الكلية للبناء	مقدرة بالمتر المربع.
4	عدد الطوابق	متدرج من طابقين إلى 12 طابق.
5	ارتفاع المبنى	مقدر بالمتر الطولي.
6	نظام التحميل	1 = أعمدة. 2 = أعمدة وجدران. 3 = جدران وأعمدة. 4 = جدران.
7	تواجد قبو	1= لا يوجد. 2= يوجد.
8	كلفة الحديد	كلفة الكغ بالليرة السورية.
9	كلفة الإسمنت	كلفة الكغ بالليرة السورية.
10	كلفة البحص والرمل	كلفة المتر المكعب بالليرة السورية
11	كلفة حفر التربة	كلفة الحفر للمتر المكعب من التربة الصخرية، المختلطة، الرملية بالليرة السورية

يوضح الجدول (٣-٥) بيانات مشاريع الأبنية السكنية بعد أن تمت معالجة القيم النوعية فيها ليتم إدخالها إلى البرنامج المستخدم في تصميم الشبكة العصبونية.

الجدول (٣-٥) بيانات المشاريع بعد أن تمت معالجة البيانات النوعية

ID	ST-COST	CE-COST	SA-COST	EX-COST	SO-KIND	FO-KIND	TO-AREA	FL-NUM	BU-HI	LOAD-SY	BASE-E	COST
1	15	4	335	40	1	1	2100	6	18.6	1	1	1490
2	15	4	335	50	2	1	1232	4	13.6	1	1	1457
3	15	4	335	50	2	1	2130	4	12.75	1	1	1560
4	15	4	335	40	1	1	564.8	4	12	1	1	1599
5	15	4	335	60	3	1	683	3	9.75	1	1	1717
6	15	4	335	60	3	1	540	3	9	1	1	1718
7	15	4	335	50	2	1	981	4	14	1	1	1834
8	15	4	335	50	2	1	600.5	3	10.5	1	1	1931
9	15	4	335	40	1	1	567	3	9.75	1	1	1959
10	28.5	4.6	375	80	3	1	1109	4	12.8	1	1	2073
11	15	4	335	60	3	2	1955	5	18.6	2	1	2080
12	15	4	335	60	3	2	2530	12	39	3	2	2104
13	28.5	4.6	375	60	1	1	1797.5	5	15.5	1	1	2201
14	28.5	4.6	375	80	3	1	572.6	3	11.7	1	1	2313
15	28.5	4.6	375	95	3	1	1230.5	5	17.75	1	1	2335
16	28.5	6.5	420	80	1	1	576	2	7	1	1	2556
17	28.5	4.6	375	50	1	2	2350.5	10	30.9	2	1	2608
18	28.5	4.6	375	80	3	2	1500	5	16.45	2	1	2770
19	28.5	4.6	375	60	1	2	2633	11	33.25	2	1	2812
20	42.1	6.5	420	110	3	1	486	3	9.75	1	1	2853
21	28.5	7	375	90	3	2	4356	11	34.2	2	2	2896
22	42.1	6.5	420	80	1	1	700.3	4	14	1	1	3014
23	28	6.3	740	195	3	1	474	3	9.75	1	1	3384

يتبع الجدول (٣-٥) بيانات المشاريع بعد أن تمت معالجة البيانات النوعية

ID	ST-COST	CE-COST	SA-COST	EX-COST	SO-KIND	FO-KIND	TO-AREA	FL-NUM	BU-HI	LOAD-SY	BASE-E	COST
24	28	6.3	740	195	3	1	565	4	12.75	1	1	3396
25	28.5	4.6	375	60	1	2	2595	12	39.15	4	2	3403
26	28.5	7	375	65	1	2	1170	8	24	3	2	3526
27	28.5	4.6	375	85	2	2	788.5	6	18	3	2	3535
28	28.5	7	375	90	3	2	1678	5	15	2	1	3841
29	42.1	6.5	420	110	3	2	1450	6	19.5	2	1	3711
30	28.5	7	375	90	3	2	2674	5	17	2	1	3726
31	28	6.3	740	170	2	2	644	4	12.75	2	1	3810
32	28.5	7	375	90	3	2	1525	5	17	2	1	3937
33	28.5	7	375	90	3	2	4163.7	10	32.75	4	1	4022
34	42.1	6.5	420	80	1	2	953.6	7	21.75	3	2	4139
35	28.5	7	375	90	3	2	1300	5	17	3	1	4301
36	28	6.3	740	135	1	2	1682.6	10	31.75	3	1	4377
37	28	6.3	740	135	1	2	1238	8	26.35	4	2	4979
38	42.1	6.5	420	80	1	2	1020.3	6	18.65	4	2	5643

٣-٤-١-٣ تحضير المعطيات:

Data Preparation :

تحتاج الشبكات العصبونية الصنعية إلى عددٍ من العينات لتتدرب وتصبح قادرة على التعلم وإعطاء نتائج دقيقة, وكلما زاد عدد العينات كلما انتقلت الشبكة من مرحلة التذكر إلى مرحلة التنبؤ وبالتالي حققت الغرض المطلوب. ولقد تم في هذه الدراسة جمع ٣٨ مبنى سكني منفذ في محافظة اللاذقية، وشملت عملية تحضير المعطيات ما يلي:

- **تم استخدام (٣٣) عينة (مشروع) في تدريب الشبكات العصبونية التي سيتم تصميمها.**
- **تم استبعاد (٥) عينات أي حوالي ١٣% من العينة الكلية بشكل عشوائي وذلك لإجراء عملية الاختبار على الشبكات المدربة.**
- **تم تحضير الملف الخاص بعينات التدريب وعينات الاختبار حتى يتم إدخالهم إلى البرنامج.**

يبين الشكل (٣-٤) الملف الخاص بعينات التدريب بعد أن تمت قراءته من البرنامج، وهو عبارة عن مجموعة المدخلات والمخرج الحقيقي لكل عينة من عينات التدريب.

NetMaker Professional - TRAIN.DAT

File Column Row Label Number Symbol Operate Indicators

Select	Annote	Input	Input	Input	Input	Input	Input	Input	Input	Input	Input	Input	Pattern
column	ID	ST-COST	CE-COST	SA-COST	EX-COST	SO-KIND	FO-KIND	TO-AREA	FL-NUM	BU-HI	LOAD-SY	BASE-E	COST
1	2	15	4	335	50	2	1	1232	4	13.6	1	1	1457
2	3	15	4	335	50	2	1	2130	4	12.75	1	1	1560
3	4	15	4	335	40	1	1	564.8	4	12	1	1	1599
4	5	15	4	335	60	3	1	683	3	9.75	1	1	1717
5	6	15	4	335	60	3	1	540	3	9	1	1	1718
6	7	15	4	335	50	2	1	981	4	14	1	1	1834
7	8	15	4	335	50	2	1	600.5	3	10.5	1	1	1931
8	9	15	4	335	40	1	1	567	3	9.75	1	1	1959
9	11	15	4	335	60	3	2	1955	5	18.6	2	1	2080
10	12	15	4	335	60	3	2	2530	12	39	3	2	2104
11	13	28.5	4.6	375	60	1	1	1797.5	5	15.5	1	1	2201
12	14	28.5	4.6	375	80	3	1	572.6	3	11.7	1	1	2313
13	15	28.5	4.6	375	95	3	1	1230.5	5	17.75	1	1	2335
14	16	28.5	6.5	420	80	1	1	576	2	7	1	1	2556
15	17	28.5	4.6	375	50	1	2	2350.5	10	30.9	2	1	2608
16	18	28.5	4.6	375	80	3	2	1500	5	16.45	2	1	2770
17	20	42.1	6.5	420	110	3	1	486	3	9.75	1	1	2853
18	21	28.5	7	375	90	3	2	4356	11	34.2	2	2	2896
19	22	42.1	6.5	420	80	1	1	700.3	4	14	1	1	3014

الشكل (٣-٤) الملف الخاص بعينات التدريب

الشكل (٣-٥) يبين الملف الخاص بعينات الاختبار وهو عبارة عن مجموعة المدخلات فقط لهذه العينات دون المخرج.

NetMaker Professional - TEST.DAT

File Column Row Label Number Symbol Operate Indicators

	Annote	Input	Input	Input	Input	Input	Input	Input	Input	Input	Input	Input
	ID	ST-COST	CE-COST	SA-COST	EX-COST	SO-KIND	FO-KIND	TO-AREA	FL-NUM	BU-HI	LOAD-SY	BASE-E
1	1	15	4	335	40	1	1	2100	6	18.6	1	1
2	10	28.5	4.6	375	80	3	1	1109	4	12.8	1	1
3	19	28.5	4.6	375	60	1	2	2633	11	33.25	2	1
4	28	28.5	7	375	90	3	2	1678	5	15	2	1
5	37	28	6.3	740	135	1	2	1238	8	26.35	4	2

الشكل (٣-٥) الملف الخاص بعينات الاختبار

٣-٤-٢ تحديد هيكلية الشبكة:

Network Architecture

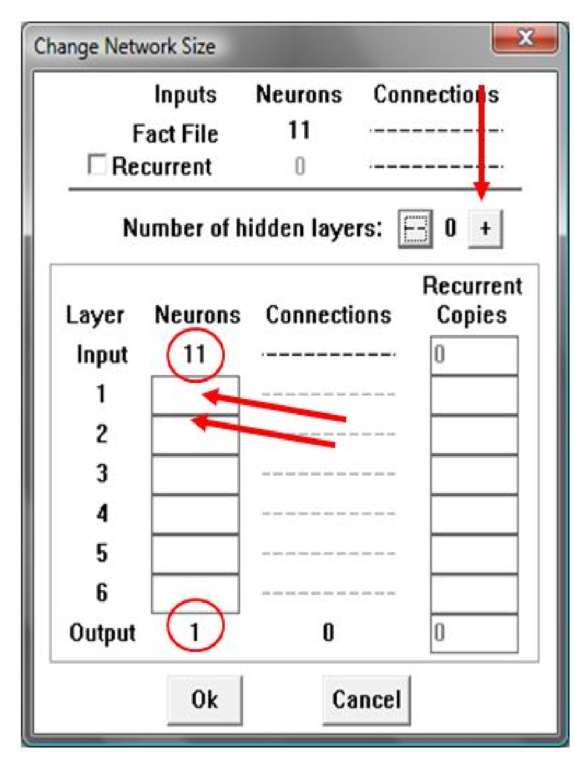
تعتبر عملية تحديد هيكلية الشبكة مشكلة شديدة التعقيد لوجود العديد من العوامل المؤثرة على تحديدها كمعدل التعلم, عدد الطبقات الخفية, عدد الوحدات ضمن الطبقات الخفية, تابع التنشيط.

١. عدد الطبقات الخفية وعدد الوحدات ضمنها يحدد عدد الارتباطات ضمن الشبكة, وهي ترتبط ارتباطاً وثيقاً بحجم المشكلة وطبيعتها ولا يمكن تحديدها إلا بشكلٍ تجريبي للوصول إلى أصغر خطأ ممكن.

تم تجريب هيكليات مختلفة للشبكة العصبونية حيث تم تغيير عدد الطبقات من طبقة واحدة إلى طبقتين, أما عدد الوحدات داخل الطبقة الخفية الأولى فقد تمت زيادتها من ثماني وحدات إلى ست عشرة وحدة بينما عدد الوحدات داخل الطبقة الخفية الثانية تراوحت من أربع إلى ست عشرة وحدة.

تم الاعتبار أن عدد عصبونات الطبقة الخفية الثانية ستتراوح بين القيم الواقعة في المجال **{(عدد عصبونات الطبقة الأولى/ ٢) إلى (عدد عصبونات الطبقة الأولى)}**

رقم المعمارية	المعمارية
1	11_16
2	11_14
3	11_12
4	11_10
5	11_8
6	11_16_16
7	11_16_14
8	11_16_12
9	11_16_10
10	11_16_8
11	11_14_14
12	11_14_12
13	11_14_10
14	11_14_8
15	11_12_12
16	11_12_10
17	11_12_8
18	11_12_6
19	11_10_10
20	11_10_8
21	11_10_6
22	11_8_8
23	11_8_6
24	11_8_4



الشكل (٣-٦) نافذة تحديد عدد الطبقات الخفية وعدد العصبونات في كل طبقة

الشكل (٣-٧) تصاميم الشبكات العصبونية تبعاً لعدد الطبقات وعدد العصبونات

وبهذا تم الحصول على ٢٤ تصميم للشبكات العصبونية تبعاً لعدد الطبقات الخفية وعدد العصبونات في كل منها

٢. يلعب معدل التعلم دوراً هاماً في عملية تقارب الشبكة نحو الحل الصحيح والحصول على قيمة الخطأ الدنيا كحلٍ شامل.

من أجل عملية التدريب والاختبار تمت زيادة معدل التعلم ابتداءً من القيمة ٠,٨٥ إلى القيمة ١ بخطوة مقدارها ٠,٠٥ أي تم إعطاء كل هيكلية ٤ قيم لمعدل التعلم وبالتالي تم الحصول على ٩٦ حالة تصميمية للشبكة العصبونية

Learning Setup

Learning Rate Tuning

Constant Learn Rate:

Linear: 100% Bad: 1.000

100% Good: 0.100

Exponential: Start: 1.000

Unitsize: 0.100

Reduction: 0.900

Automatic Heuristic Learn Rate

Base Smoothing Factor: 0.900

Train At End Of Run Only

Heavy Weights

Layer	Learn Rate Multiplier	Smoothing Multiplier
1	1.000	1.000
2	1.000	1.000
3		
4		
5		
6		
Output	1.000	1.000

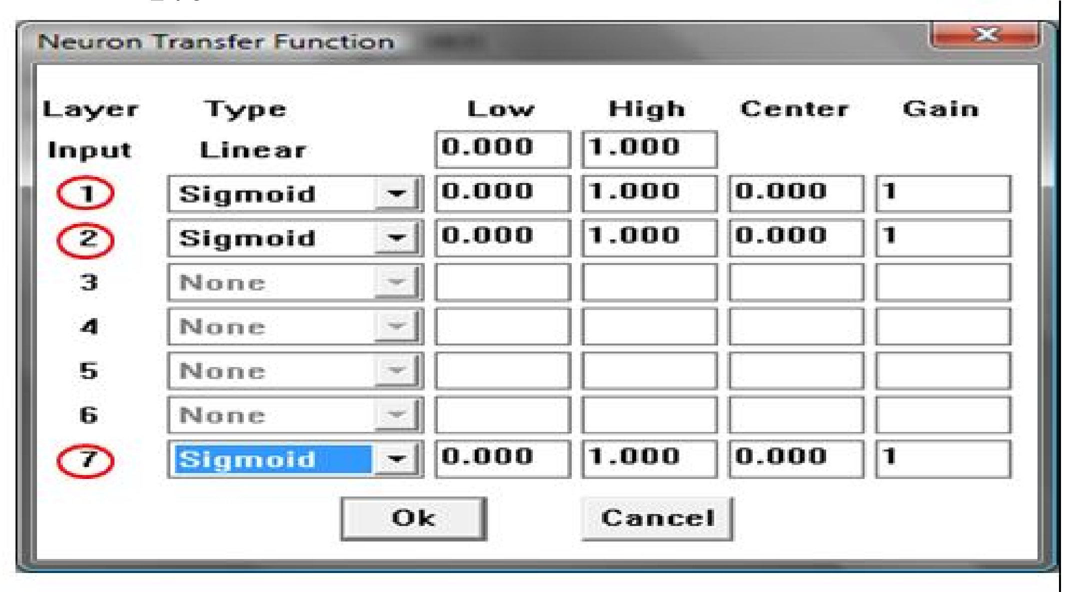
Ok Cancel

الشكل (٣-٨) نافذة تحديد معدل التعلم

٣. تم الإشارة أن تابع التنشيط يحد من خرج العصبون. ويجب أن يمتلك الخواص التالية:

- تابع مستمر
- قابل للاشتقاق ومشتقه سهل
- انسيابيا غير متناقص.

التابع المستخدم في هذه الدراسة هو تابع التنشيط سيغمويد ويعطى بالعلاقة $f(x) = \frac{1}{1+e^{-x}}$



الشكل (٣-٩) نافذة تحديد تابع تفعيل عصبونات الطبقات الخفية وطبقة الخرج

٤. تحديد زمن التدريب بناءً على هامش الخطأ المقبول:

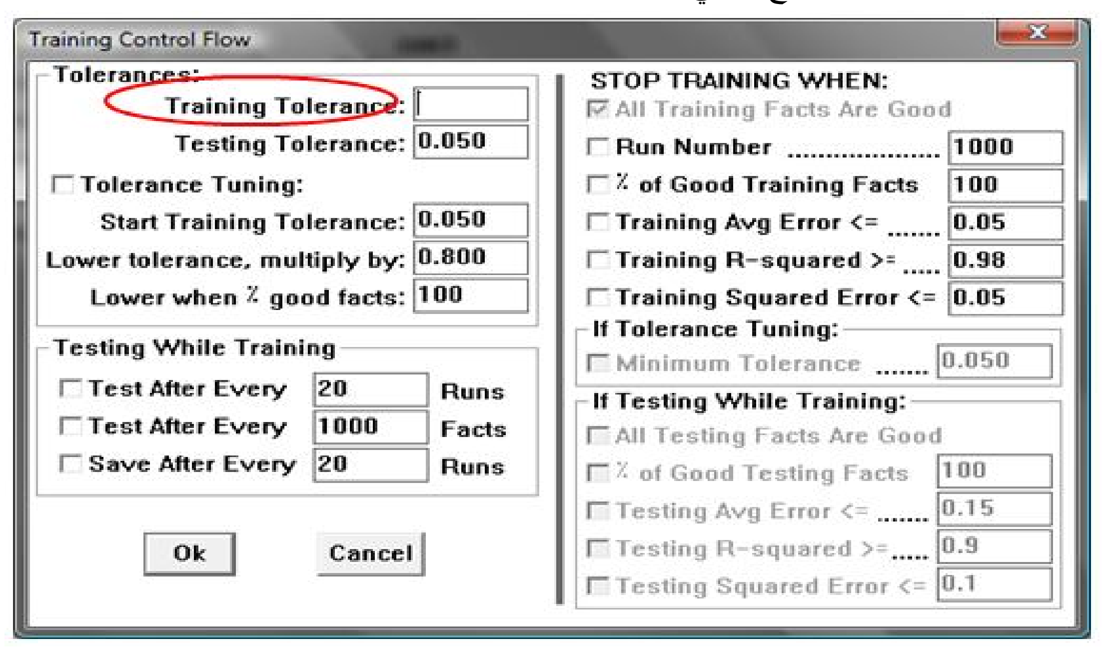
تم إيقاف عملية التدريب للتصاميم المختلفة من خلال تفعيل الأمر (كل عينات التدريب جيدة) حيث تعتبر عينة التدريب جيدة أثناء عملية التدريب إذا كان الفرق بين الكلفة الحقيقية لهذه العينة والكلفة المحسوبة بواسطة الشبكة أثناء عملية التدريب تنتمي إلى الــ range tolerance الذي يعطى بالعلاقة (California Scientific Software 1994).

$$Range\ tolerance = training\ tolerance * (MAX - MIN) \qquad (١-٣)$$

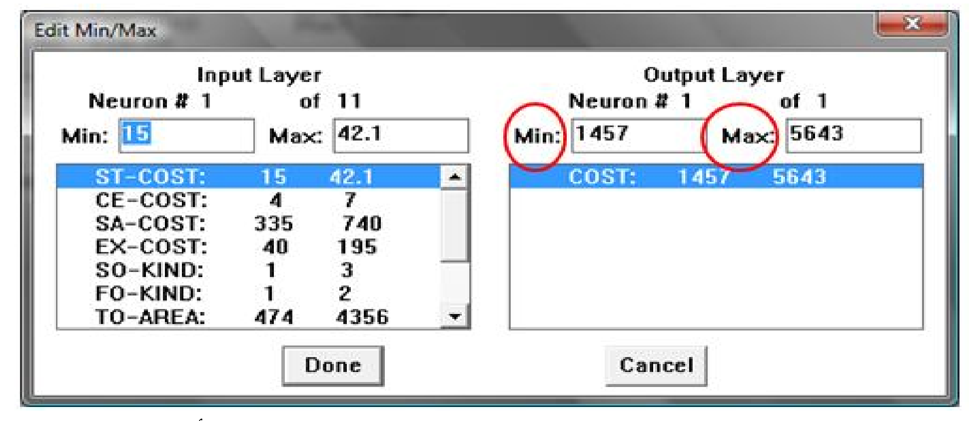
Training Tolerance: يتم تحديده بأمر من أوامر البرنامج

MAX: أكبر قيمة خرج حقيقي للعينات المدروسة

MIN: أصغر قيمة خرج حقيقي للعينات المدروسة



الشكل (٣-١٠) نافذة تحديد هامش الخطأ المقبول



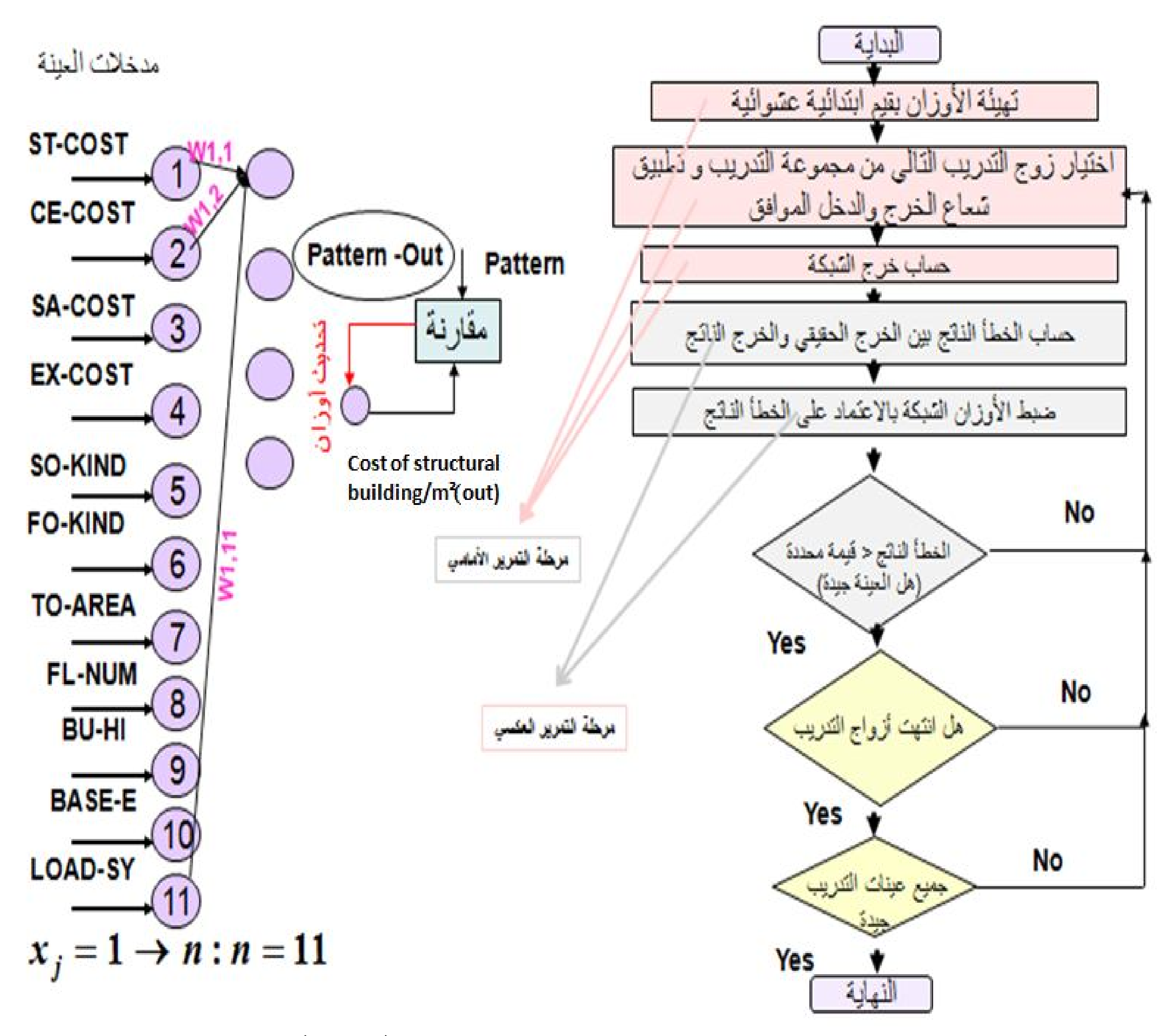
الشكل (٣-١١) القيم الصغرى والعظمى لكل من المدخلات و المخرج وذلك من أجل عينات التدريب

٣-٤-٣ مرحلة التدريب:

Training Stage

استخدمت طريقة التدريب بمعلم أو مشرف في عملية تدريب واختبار الشبكة, وكذلك استخدمت خوارزمية الانتشار الخلفي Back Propagation حيث تم تمرير أزواج التدريب للشبكة (دخل , خرج) الواحد تلو الأخر, ومن أجل كل عينة حسبت قيمة خرج الشبكة وتمت مقارنته مع الخرج الحقيقي المقدم لها ليتم بعد ذلك حساب قيمة الخطأ بينهما وتوزيعه باتجاه معاكس (أي تعديل أوزان الارتباط بين وحدات الطبقات الخفية), وتم تكرار هذه العملية مرات متعددة حتى تصبح جميع عينات التدريب جيدة وذلك من أجل:

$Training\ tolerance = 0.05$



الشكل (٣-١٢) خطوات تدريب الشبكات العصبونية المصممة

إنَ كل تصميم للشبكة العصبونية قد تم تدريبه، حيث تعتبر قيمة الأوزان النهائية التي نحصل عليها، هي فعلياً ما يصف الشبكات العصبية التي قمنا بتدريبها.
وأخذت القيم الناتجة لمعدل الخطأ كأساس للمقارنة بين الحالات التصميمية المقترحة للشبكة لاختيار الحل الأمثل الذي يوافق الخطأ الأصغري.
تظهر الجداول من (٣-٦) – (٣-١١) نتائج تدريب الشبكات وذلك من أجل معدلات تعلم مختلفة تتراوح بين (٠,٨٥) إلى (١) – تم ترقيم التصاميم تبعاً لعدد الطبقات الخفية وعدد العصبونات فيها وتشمل هذه الجداول نتائج تدريب التصاميم الـــ ٩٦ للشبكة العصبونية – حيــث يدل الرقم العلــوي في كل خليــة مــن الجــدول إلى متوســط مقــدار الخطــأ أي Average Error والذي يعطى بالعلاقة:

$$A = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} \sum_{j=1}^{m} \frac{|Oij - Tij|}{Tij} \qquad (٣-٢)$$

أما الرقم السفلي فيدل على قيمة الانحراف المعياري للخطأ Root Mean Squared Error (RMSE) والذي يعطى بالعلاقة:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n} \sum_{j=1}^{m} (Oij - Tij)^2}{n}} \qquad (٣-٣)$$

حيث :
n: عدد عينات التدريب (أزواج التدريب).
m: عدد مركبات (عصبونات) شعاع الخرج.
O_{ij}: هو الخرج الناتج عن الشبكة للعصبون j والموافق لزوج التدريب i.
T_{ij}: هو الخرج أو الهدف الحقيقي للعصبون j والموافق لزوج التدريب i.

الجدول (٣-٦) نتائج تدريب التصاميم ١-٤ للشبكة العصبونية

رقم التصميم	معدل التعلم	التصميم	عدد الطبقات المخفية	عدد العصبونات في الطبقة الأولى	عدد العصبونات في الطبقة الثانية	**Average Error**	**RMSE**
1	0.85	11_16	1	16	/	0.0317	0.0344
	0.9	11_16	1	16	/	0.0336	0.0367
	0.95	11_16	1	16	/	0.035	0.038
	1	11_16	1	16	/	0.0287	0.0322
2	0.85	11_18	1	18	/	0.0306	0.0339
	0.9	11_18	1	18	/	0.0325	0.0352
	0.95	11_18	1	18	/	0.0325	0.0356
	1	11_18	1	18	/	0.0283	0.0324
3	0.85	11_12	1	12	/	0.0378	0.0403
	0.9	11_12	1	12	/	0.0375	0.0395
	0.95	11_12	1	12	/	0.0342	0.0375
	1	11_12	1	12	/	0.0339	0.0365
4	0.85	11_10	1	10	/	0.0317	0.0364
	0.9	11_10	1	10	/	0.0317	0.0356
	0.95	11_10	1	10	/	0.0322	0.0356
	1	11_10	1	10	/	0.031	0.0344

الجدول (٣-٧) نتائج تدريب التصاميم ٥-٨ للشبكة العصبونية

رقم التصميم	معدل التعلم	التصميم	عدد الطبقات المخفية	عدد العصبونات في الطبقة الأولى	عدد العصبونات في الطبقة الثانية	**Average Error**	**RMSE**
5	0.85	11_8	1	8	/	0.0331	0.0365
	0.9	11_8	1	8	/	0.0341	0.0374
	0.95	11_8	1	8	/	0.0333	0.0364
	1	11_8	1	8	/	0.0302	0.0344
6	0.85	11_16_16	2	16	16	0.0276	0.0307
	0.9	11_16_16	2	16	16	0.0308	0.0339
	0.95	11_16_16	2	16	16	0.0276	0.0311
	1	11_16_16	2	16	16	0.0257	0.0292
7	0.85	11_16_14	2	16	14	0.0326	0.0347
	0.9	11_16_14	2	16	14	0.0305	0.0336
	0.95	11_16_14	2	16	14	0.0235	0.0264
	1	11_16_14	2	16	14	0.0285	0.0315
8	0.85	11_16_12	2	16	12	0.0266	0.0296
	0.9	11_16_12	2	16	12	0.0256	0.029
	0.95	11_16_12	2	16	12	0.0263	0.0309
	1	11_16_12	2	16	12	0.0238	0.0263

الجدول (٣-٨) نتائج تدريب التصاميم ٩-١٢ للشبكة العصبونية

رقم التصميم	معدل التعلم	التصميم	عدد الطبقات المخفية	عدد العصبونات في الطبقة الأولى	عدد العصبونات في الطبقة الثانية	Average Error	RMSE
9	0.85	11_16_10	2	16	10	0.0282	0.0316
	0.9	11_16_10	2	16	10	0.0292	0.0328
	0.95	11_16_10	2	16	10	0.0311	0.0348
	1	11_16_10	2	16	10	0.0237	0.0248
10	0.85	11_16_8	2	16	8	0.0323	0.0349
	0.9	11_16_8	2	16	8	0.0286	0.0328
	0.95	11_16_8	2	16	8	0.0308	0.0348
	1	11_16_8	2	16	8	0.0266	0.0312
11	0.85	11_14_14	2	14	14	0.0234	0.028
	0.9	11_14_14	2	14	14	0.0239	0.0276
	0.95	11_14_14	2	14	14	0.0297	0.0335
	1	11_14_14	2	14	14	0.0253	0.0295
12	0.85	11_14_12	2	14	12	0.0325	0.0354
	0.9	11_14_12	2	14	12	0.0281	0.0322
	0.95	11_14_12	2	14	12	0.0306	0.0341
	1	11_14_12	2	14	12	0.0292	0.0327

الجدول (٣-٩) نتائج تدريب التصاميم ١٣-١٦ للشبكة العصبونية

رقم التصميم	معدل التعلم	التصميم	عدد الطبقات المخفية	عدد العصبونات في الطبقة الأولى	عدد العصبونات في الطبقة الثانية	Average Error	RMSE
13	0.85	11_14_10	2	14	10	0.0236	0.0275
	0.9	11_14_10	2	14	10	0.0271	0.0307
	0.95	11_14_10	2	14	10	0.0307	0.0347
	1	11_14_10	2	14	10	0.0293	0.0328
14	0.85	11_14_8	2	14	10	0.0359	0.0384
	0.9	11_14_8	2	14	10	0.0259	0.0303
	0.95	11_14_8	2	14	10	0.0302	0.0341
	1	11_14_8	2	14	10	0.0296	0.0332
15	0.85	11_12_12	2	12	12	0.0305	0.0336
	0.9	11_12_12	2	12	12	0.0242	0.0285
	0.95	11_12_12	2	12	12	0.0276	0.0299
	1	11_12_12	2	12	12	0.0291	0.0331
16	0.85	11_12_10	2	12	10	0.0344	0.0366
	0.9	11_12_10	2	12	10	0.0277	0.0322
	0.95	11_12_10	2	12	10	0.0278	0.0312
	1	11_12_10	2	12	10	0.0263	0.03

الجدول (٣-١٠) نتائج تدريب التصاميم ١٧-٢٠ للشبكة العصبونية

رقم التصميم	معدل التعلم	التصميم	عدد الطبقات المخفية	عدد العصبونات في الطبقة الأولى	عدد العصبونات في الطبقة الثانية	Average Error	RMSE
17	0.85	11_12_8	2	12	8	0.0264	0.0308
	0.9	11_12_8	2	12	8	0.0246	0.0293
	0.95	11_12_8	2	12	8	0.0328	0.0359
	1	11_12_8	2	12	8	0.03	0.033
18	0.85	11_12_6	2	12	6	0.0316	0.0345
	0.9	11_12_6	2	12	6	0.0325	0.03356
	0.95	11_12_6	2	12	6	0.0372	0.0394
	1	11_12_6	2	12	6	0.0304	0.0337
19	0.85	11_10_10	2	10	10	0.0237	0.0266
	0.9	11_10_10	2	10	10	0.0251	0.029
	0.95	11_10_10	2	10	10	0.03	0.0333
	1	11_10_10	2	10	10	0.0248	0.0286
20	0.85	11_10_8	2	10	8	0.0274	0.0307
	0.9	11_10_8	2	10	8	0.0287	0.0322
	0.95	11_10_8	2	10	8	0.0244	0.03
	1	11_10_8	2	10	8	0.0306	0.0338

الجدول (٣-١١) نتائج تدريب التصاميم ٢١-٢٤ للشبكة العصبونية

Average Error	RMSE	عدد العصبونات في الطبقة الثانية	عدد العصبونات في الطبقة الأولى	عدد الطبقات المخفية	التصميم	معدل التعلم	رقم التصميم
0.0313	0.0343	6	10	2	11_10_6	0.85	21
0.0295	0.0331	6	10	2	11_10_6	0.9	21
0.0277	0.0311	6	10	2	11_10_6	0.95	21
0.0289	0.0325	6	10	2	11_10_6	1	21
0.0284	0.032	8	8	2	11_8_8	0.85	22
0.0235	0.0251	8	8	2	11_8_8	0.9	22
0.0322	0.0354	8	8	2	11_8_8	0.95	22
0.0358	0.0386	8	8	2	11_8_8	1	22
0.033	0.0358	6	8	2	11_8_6	0.85	23
0.0351	0.0373	6	8	2	11_8_6	0.9	23
0.0315	0.0349	6	8	2	11_8_6	0.95	23
0.0326	0.0361	6	8	2	11_8_6	1	23
0.0249	0.029	4	8	2	11_8_4	0.85	24
0.0327	0.0365	4	8	2	11_8_4	0.9	24
0.038	0.039	4	8	2	11_8_4	0.95	24
0.04	0.042	4	8	2	11_8_4	1	24

من خلال نتائج التدريب الموضحة في الجداول السابقة لوحظ أن الشبكة العصبونية المثلى النهائية تعطي خطأ أصغري مقداره ٠,٠٢٣٤ من أجل المواصفات التالية:

- عدد وحدات طبقة الدخل ١١
- عدد وحـــدات طبقـــة الخـــرج هـــي وحـــدة فقـــط تمثـــل كلفـــة المتـــر المربـــع مـــن البنـــاء السكني على الهيكل
- عدد الطبقات الخفية ٢
- عدد الوحدات أو العصبونات في الطبقتين الخفيتين الأولى والثانية هي١٤
- معدل التعلم ٠,٨٥
- تابع التنشيط المستخدم هو تابع سيغموند.

إنَ مصفوفـــات الأوزان النهائيـــة الموافقـــة لكل طبقـــة من طبقات الشبكـــة المثلـــى موضحـــة بالجداول اللاحقـــة, حيث يظهـــر الجدول (٣-١٢) مصفوفـــة الأوزان الأولى التـــي تربط بين طبقـــة الدخـــل والطبقـــة الخفيـــة الأولى, بينمـــا يوضح الجدول (٣-١٣) مصفوفـــة الأوزان التـــي تربط بين الطبقتين الخفيتين, أما الجدول (٣-١٤) فيوضـــح مصفوفـــة الأوزان التي تربط بين الطبقـــة الخفيـــة الثانيـــة وطبقـــة الخرج.

الجدول (٣ – ١٢) أوزان الروابط بين طبقة الدخل والطبقة الخفية الأولى.

الأوزان القادمة من عصبونات طبقة الإدخال إلى العصبون الأول في الطبقة الخفية الأولى

الأوزان القادمة من العصبون الأول في طبقة الإدخال إلى العصبونات في الطبقة الخفية الأولى

-3.673	-2.6854	0.0496	0.8292	-1.889	-3.4164	0.095	-1.0382	-1.4762	-1.4226	2.461	-2.2476
-3.7784	-1.1492	4.8882	1.3812	7.0406	0.2612	3.2046	5.5352	3.176	-2.5162	0.3864	-1.0922
-1.2266	-1.4524	5.133	1.4802	0.5022	2.8106	4.382	-0.053	3.2266	-1.0324	-0.0076	-2.124
-1.6362	-5.1886	1.987	-1.133	-1.3326	-2.0342	-2.9302	0.1934	-2.3402	-3.5046	-1.8234	-4.7864
-2.1024	-2.0212	0.627	1.595	-4.5334	-4.045	-1.3892	-1.3374	-2.0854	-5.0412	-6.807	-2.1162
-2.7292	0.9552	2.0394	6.8822	-6.0534	-7.9994	7.6886	5.1834	2.5062	-1.7108	7.9994	7.9994
-3.5494	-5.6608	0.0726	1.36	0.9246	-0.944	1.1882	3.0204	0.663	-1.7026	-3.1954	-2.9766
-2.6376	-1.826	1.58	-0.2836	-7.9994	0.9846	-2.4502	1.048	3.2634	3.505	-2.519	-2.8282
-3.6616	-1.5962	1.3026	-3.747	-2.6584	4.7082	-1.443	-0.3512	-1.322	-2.9144	7.7104	2.8756
0.7856	1.088	-2.1604	2.0742	2.9266	-2.3726	-2.6766	3.7666	3.457	-0.5752	-2.3824	0.352
3.5012	0.7476	7.8356	7.8384	7.9994	-0.8154	1.49	6.834	3.939	0.2426	-0.0164	5.5574
2.325	-5.9036	-6.9736	-6.7382	5.3308	7.9994	4.6986	7.9994	7.9994	2.8144	-7.019	5.1394
5.0122	0.3374	-3.841	-0.468	5.5346	4.769	4.8954	0.2114	2.5272	2.3244	0.9362	0.574
-2.479	3.8264	2.7152	0.5346	1.0364	-0.6392	1.9504	-0.9576	-0.74	1.54	-1.1822	-2.3804

شعاع الانحياز

الجدول (٣ – ١٣) أوزان الروابط بين الطبقة الخفية الأولى والطبقة الخفية الثانية.

الأوزان القادمة من عصبونات الطبقة الخفية الأولى إلى العصبون الأول في الطبقة الخفية الثانية

-0.7722	5.8514	6.799	6.3902	7.9994	7.9994	7.9994	7.8794	2.3296	2.649	7.9994	7.9994	-1.7522	3.7906	7.9994
-2.5542	-1.9646	-0.6146	-5.423	-5.3076	1.4166	-5.952	2.9312	-0.8356	-5.537	0.9774	0.806	-1.117	-1.2754	1.2786
2.0156	-4.1708	1.9608	-7.3834	-4.9584	1.1626	-7.5974	-4.4534	0.5904	-3.7604	-1.25	1.056	0.418	1.0936	-0.9402
2.2974	0.2794	5.771	-7.9994	-5.6636	7.9994	-6.8674	-7.9994	2.394	4.1092	7.9994	7.9994	0.7554	7.9994	7.9994
-2.2352	-1.2186	-4.4408	-5.4944	-4.8606	0.5642	-7.9994	-0.311	-3.2686	3.7556	-2.2106	-0.6446	1.1306	0.306	-1.8414
-2.6062	-7.9156	-6.053	-6.2326	7.0864	-7.6556	-7.9994	-2.3816	-6.028	-1.7706	-7.8208	-7.9084	-3.9082	-7.9232	-7.8208
2.7194	6.9192	7.9994	7.9994	7.1184	7.9994	7.9374	3.2956	2.0492	7.2524	7.9994	7.9994	7.469	7.9994	7.9994
-4.67	-2.8944	-5.3102	-7.3972	-2.156	-4.3166	-7.9994	0.3262	-3.6296	0.867	-3.1444	-3.8784	0.7976	-2.2572	-4.6132
5.363	6.2566	2.5594	7.9994	1.6304	3.9772	5.575	-1.5632	2.0552	2.845	5.2754	3.5566	1.0422	3.219	2.3094
3.915	2.2866	7.9994	7.452	5.8286	7.3904	7.9994	1.294	5.4202	3.9308	5.378	7.9994	2.736	6.8552	7.0042
4.9814	3.2082	-0.79	6.029	1.4492	2.04	6.7766	-1.3332	3.4766	1.0524	-1.5972	-0.4556	-1.5776	-1.1926	0.0742
-1.742	1.0814	0.4954	-5.4244	-4.2252	-0.0208	-4.6608	1.3708	-0.2466	-2.1554	0.923	-0.6556	-2.6832	3.456	2.6556
2.6202	1.2254	0.3086	-4.3196	-2.8154	-1.345	-5.5114	2.0242	-0.3	-1.7782	0.0154	1.543	0.2592	1.3574	1.0016
1.496	-0.5426	-1.717	7.9994	7.3982	0.0166	7.9994	-0.2112	0.4246	2.7972	-0.3124	0.0554	0.1716	0.0762	-0.3496

الأوزان القادمة من العصبون الأول في الطبقة الخفية الأولى إلى العصبونات في الطبقة الخفية الثانية

شعاع الانحياز بين الطبقة الخفية الأولى والطبقة الخفية الثانية

الجدول (٣ – ١٤) أوزان الروابط بين الطبقة الخفية الثانية وطبقة الخرج.

الأوزان القادمة من عصبونات الطبقة الخفية الثانية إلى العصبون في طبقة الخرج

-0.661	4.2322	3.2284	0.6212	1.521	-2.8736	-0.4592	4.0864	-0.7246	-0.0224	-1.7666	1.2892	2.6204	-2.3426	0.5452

قيمة الانحياز بين الطبقة الخفية الثانية وطبقة الخرج

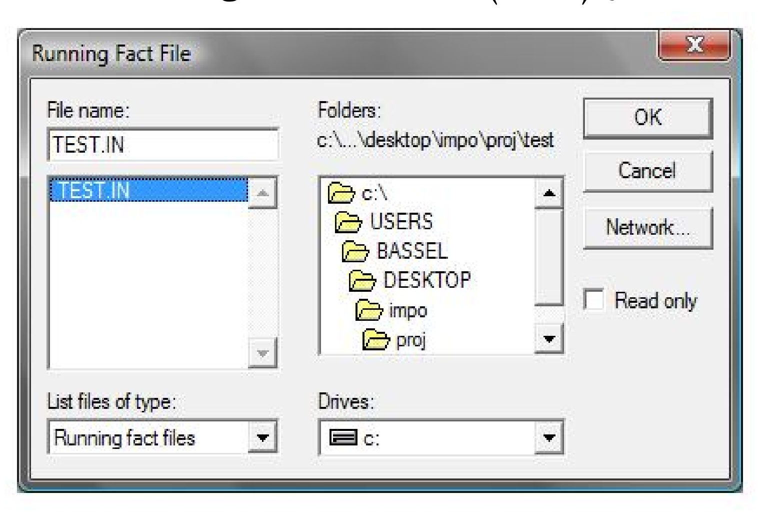
٣-٤-٥ مرحلة الاختبار:

Testing Stage:

بعد أن تم تحديد مواصفات الشبكة المثلى الموافقة للخطأ الأصغري وكذلك تحديد مصفوفات الأوزان النهائية المثلى الناتجة عن عملية التدريب, تمت عملية التحقق من تلك الشبكة وذلك بإجراء عملية الاختبار حيث تم تزويد الشبكة بمجموعة من الإدخالات لمشاريع جديدة لم تتدرب عليها من قبل للتأكد من قدرة الشبكة على التنبؤ وليس التذكر فقط، وقامت الشبكة بإعطاء النتيجة مباشرة من خلال مرحلة التغذية الأمامية.

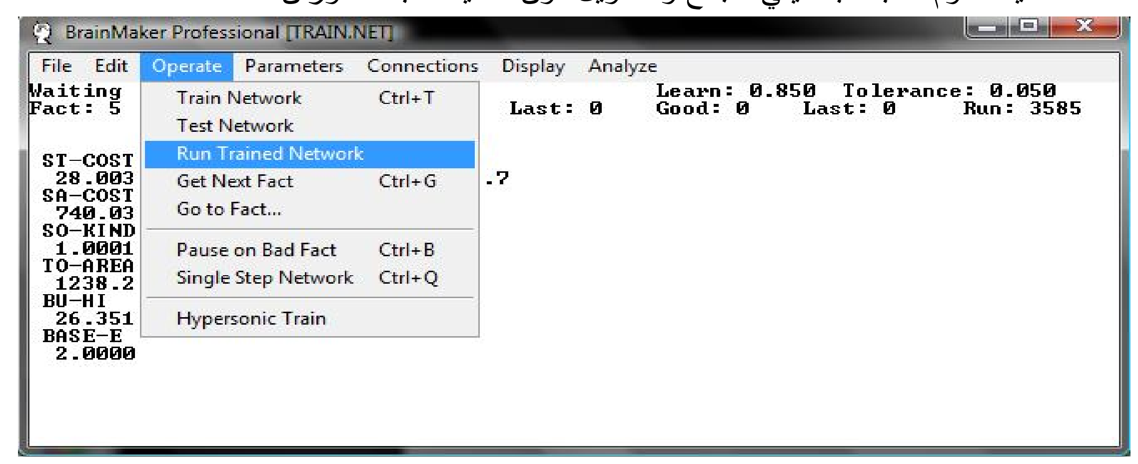
من أجل هذه العملية تم استخدام ملف الاختبار(التشغيل) الذي تم تحضيره للعينات الخمس وهو مؤلف من مدخلات لهذه العينات دون المخرج حيث تتم عملية الاختبار وفق المراحل التالية:

- تم استدعاء ملف الاختبار (التشغيل) من خلال الشبكة المثلى



الشكل (٣-١٣) نافذة الوصول إلى ملف الاختبار (التشغيل)

- تم تشغيل الشبكة المثلى على ملف الاختبار. في هذه المرحلة تحمل الشبكة أوزانها النهائية حيث تقوم الشبكة بعمليتي الجمع والتحويل دون عملية ضبط للأوزان



الشكل (٣-١٤) نافذة تشغيل الشبكة المثلى على ملف الاختبار (التشغيل)

- تم حساب مخرج الشبكة والمتمثل بكلفة المتر المربع للبناء على الهيكل من خلال طور التمرير الأمامي فقط ومقارنته مع القيم الحقيقية ليتم التأكد من فعالية الشبكة, يوضح الجدول (٣-١٥) القيم الحقيقيـــة للمشاريع ونسبة الخطأ في الكلفة المقدرة الناتجة عن تنبؤ الشبكة المدربة.

الجدول (٣-١٥) الكلفة الحقيقية ونسبة الخطأ الناتجة عن اختبار الشبكة

رقم المشروع	الكلفة الحقيقية للمتر المربع من البناء	نسبة الخطأ بالقيمة المطلقة
1	1490	0.09
10	2073	0.096
19	2812	0.047
28	3841	0.042
37	4979	0.03

٣-٥ إعداد برنامج حاسوبي بالاعتماد على الشبكة العصبونية المدربة:

تم تطوير برنامج حاسوبي باستخدام لغة الــ VB يسهل على المستخدمين غير الاختصاصيين في الشبكات العصبونية الاستفادة من البحث وذلك وفق المراحل التالية:

المرحلة الأولى: مرحلة إدخال البيانات حيث يتم إدخال بيانات البرنامج وتخزينهـا ضـمن متحـولات محددة، وهي:

Ironp1	سعر ١ كغ حديد	**Cemen1**	سعر ١ كغ اسمنت
Sandc1	سعر ١ م٣ بحص + رمل	**Excav1**	سعر ١ م٣ حفر
Soilk1	نوع التربة	**Found1**	نوع الأساس
Totar1	المساحة الكلية	**Noofl1**	عدد الطوابق
Hight1	ارتفاع المبنى	**Loadk1**	نظام التحميل
Basme1	وجود قبو		

```
ironp1 = Val(Text1.Text)
cemen1 = Val(Text2.Text)
sandc1 = Val(Text3.Text)
excav1 = Val(Text4.Text)
soilk1 = Combo5.Text
found1 = Combo6.Text
totar1 = Val(Text7.Text)
```

```
noofl1 = Val(Text8.Text)
hight1 = Val(Text9.Text)
loadk1 = Combo10.Text
basme1 = Combo11.Text
```

المرحلة الثانية: مرحلة تخزين البيانات المدخلة ضمن الشعاع X(11) مع تحويل البيانات النصية إلـــى بيانات رقمية، تأخذ القيم ١ أو ٢ أو ٣ أو ٤.

```
x(1) = ironp1
x(2) = cemen1
x(3) = sandc1
x(4) = excav1
If soilk1 = "رملية" Then
x(5) = 1
ElseIf soilk1 = "مختلطة" Then
x(5) = 2
ElseIf soilk1 = "صخرية" Then
x(5) = 3
End If
If found1 = "منفردة" Then
x(6) = 1
ElseIf found1 = "حصيرة" Then
x(6) = 2
End If
x(7) = totar1
x(8) = noofl1
x(9) = hight1
If loadk1 = "أعمدة" Then
x(10) = 1
ElseIf loadk1 = "أعمدة + جدران" Then
x(10) = 2
ElseIf loadk1 = "جدران + أعمدة" Then
x(10) = 3
ElseIf loadk1 = "جدران" Then
x(10) = 4
End If
If basme1 = "لا يوجد قبو" Then
x(11) = 1
```

```
ElseIf basme1 = "يوجد قبو" Then
x(11) = 2
End If
```

المرحلة الثالثة: تطبيق معادلات التحويل على الشعاع X(11) لتحويله إلى قيم بين الصفر والواحد. وذلك وفق العلاقة التالية:

$$y = \frac{x - \min}{\max - \min} \qquad (٣-٤)$$

حيث أنّ: x هي القيم المدخلة.

y هي القيم المطلوبة.

Min أصغر قيمة لكل من القيم المدخلة لعينات التدريب.

Max أكبر قيمة لكل من القيم المدخلة لعينات التدريب.

```
xc(1) = (x(1) - 15) / 27.1
xc(2) = (x(2) - 4) / 3
xc(3) = (x(3) - 335) / 405
xc(4) = (x(4) - 40) / 155
xc(5) = (x(5) - 1) / 2
xc(6) = (x(6) - 1) / 1
xc(7) = (x(7) - 474) / 3882
xc(8) = (x(8) - 2) / 10
xc(9) = (x(9) - 7) / 32.15
xc(10) = (x(10) - 1) / 3
xc(11) = (x(11) - 1) / 1
```

المرحلة الرابعة: وفيه يتم تخزين البيانات الثابتة (المصفوفات، الأشعة) في المصفوفات الخاصة بها.

المصفوفة W(14.11) (وهي أوزان الروابط بين طبقة الدخل والطبقة الخفية الأولى).

```
w(1, 1) = -3.673, w(1, 2) = -2.6854, w(1, 3) = 0.0496, w(1, 4) = 0.8292
w(1, 5) = -1.889, w(1, 6) = -3.4164, w(1, 7) = 0.095, w(1, 8) = -1.0382
w(1, 9) = -1.4762, w(1, 10) = -1.4226, w(1, 11) = 2.461, w(2, 1) = -3.7784
w(2, 2) = -1.1492, w(2, 3) = 4.8882, w(2, 4) = 1.3812, w(2, 5) = 7.0406
w(2, 6) = 0.2612, w(2, 7) = 3.2046, w(2, 8) = 5.5352, w(2, 9) = 3.176
w(2, 10) = -2.5162, w(2, 11) = 0.3864, w(3, 1) = -1.2266, w(3, 2) = -1.4524
w(3, 3) = 5.133, w(3, 4) = 1.4802, w(3, 5) = 0.5022, w(3, 6) = 2.8106
w(3, 7) = 4.382, w(3, 8) = -0.053, w(3, 9) = 3.2266, w(3, 10) = -1.0324
w(3, 11) = -0.0076, w(4, 1) = -1.6362, w(4, 2) = -5.1886, w(4, 3) = 1.987
```

w(4, 4) = -1.133, w(4, 5) = -1.3326, w(4, 6) = -2.0342, w(4, 7) = -2.9302
w(4, 8) = 0.1934, w(4, 9) = -2.3402, w(4, 10) = -3.5046, w(4, 11) = -1.8234
w(5, 1) = -2.1024, w(5, 2) = -2.0212, w(5, 3) = 0.627, w(5, 4) = 1.595
w(5, 5) = -4.5334, w(5, 6) = -4.045, w(5, 7) = -1.3892, w(5, 8) = -1.3374
w(5, 9) = -2.0854, w(5, 10) = -5.0412, w(5, 11) = -6.807, w(6, 1) = -2.7292
w(6, 2) = 0.9552, w(6, 3) = 2.0394, w(6, 4) = 6.8822, w(6, 5) = -6.0534
w(6, 6) = -7.9994, w(6, 7) = 7.6886, w(6, 8) = 5.1834, w(6, 9) = 2.5062
w(6, 10) = -1.7108, w(6, 11) = 7.9994, w(7, 1) = -3.5494, w(7, 2) = -5.6608
w(7, 3) = 0.0726, w(7, 4) = 1.36, w(7, 5) = 0.9246, w(7, 6) = -0.944
w(7, 7) = 1.1882, w(7, 8) = 3.0204, w(7, 9) = 0.663, w(7, 10) = -1.7026
w(7, 11) = -3.1954, w(8, 1) = -2.6376, w(8, 2) = -1.826, w(8, 3) = 1.58
w(8, 4) = -0.2836, w(8, 5) = -7.9994, w(8, 6) = 0.9846, w(8, 7) = -2.4502
w(8, 8) = 1.048,w(8, 9) = 3.2634, w(8, 10) = 3.505, w(8, 11) = -2.519
w(9, 1) = -3.6616, w(9, 2) = -1.5962, w(9, 3) = 1.3026, w(9, 4) = -3.747
w(9, 5) = -2.6584, w(9, 6) = 4.7082, w(9, 7) = -1.443, w(9, 8) = -0.3512
w(9, 9) = -1.322, w(9, 10) = -2.9144, w(9, 11) = 7.7104, w(10, 1) = 0.7856
w(10, 2) = 1.088, w(10, 3) = -2.1604, w(10, 4) = 2.0742, w(10, 5) = 2.9266
w(10, 6) = -2.3726, w(10, 7) = -2.6766, w(10, 8) = 3.7666, w(10, 9) = 3.457
w(10, 10) = -0.5752, w(10, 11) = -2.3824, w(11, 1) = 3.5012, w(11, 2) = 0.7476
w(11, 3) = 7.8356, w(11, 4) = 7.8384, w(11, 5) = 7.9994, w(11, 6) = -0.8154
w(11, 7) = 1.49, w(11, 8) = 6.834, w(11, 9) = 3.939, w(11, 10) = 0.2426
w(11, 11) = -0.0164, w(12, 1) = 2.325, w(12, 2) = -5.9036, w(12, 3) = -6.9736
w(12, 4) = -6.7382, w(12, 5) = 5.3308, w(12, 6) = 7.9994, w(12, 7) = 4.6986
w(12, 8) = 7.9994, w(12, 9) = 7.9994, w(12, 10) = 2.8144, w(12, 11) = -7.019
w(13, 1) = 5.0122, w(13, 2) = 0.3374, w(13, 3) = -3.841, w(13, 4) = -0.468
w(13, 5) = 5.5346, w(13, 9) = 4.769, w(13, 7) = 4.8954, w(13, 8) = 0.2114
w(13, 9) = 2.5272, w(13, 10) = 2.3244, w(13, 11) = 0.9362, w(14, 1) = -2.479
w(14, 2) = 3.8264, w(14, 3) = 2.7152, w(14, 4) = 0.5346, w(14, 5) = 1.0364
w(14, 6) = -0.6392, w(14, 7) = 1.9504, w(14, 8) = -0.9576, w(14, 9) = -0.74
w(14, 10) = 1.54, w(14, 11) = -1.1822

الشعاع T1(14) (شعاع الانحياز بين طبقة الدخل والطبقة الخفية الأولى).

t1(2) = -1.0922
t1(3) = -2.124
t1(4) = -4.7864
t1(5) = -2.1162
t1(6) = 7.9994
t1(7) = -2.9766
t1(8) = -2.8282
t1(9) = 2.8756
t1(10) = 0.352
t1(11) = 5.5574

t1(12) = 5.1394
t1(13) = 0.574
t1(14) = -2.3804

المصفوفة W2(14,14) (وهي أوزان الروابط بين الطبقتين الخفيتين الأولى والثانية).

w2(1, 1) = -0.7722, w2(1, 2) = 5.8514, w2(1, 3) = 6.799, w2(1, 4) = 6.3902
w2(1, 5) = 7.9994, w2(1, 6) = 7.9994, w2(1, 7) = 7.9994, w2(1, 8) = 7.8794
w2(1, 9) = 2.3296, w2(1, 10) = 2.649, w2(1, 11) = 7.9994, w2(1, 12) = 7.9994
w2(1, 13) = -1.7522, w2(1, 14) = 3.7906, w2(2, 1) = -2.5542, w2(2, 2) = -1.9646
w2(2, 3) = -0.6146, w2(2, 4) = -5.423, w2(2, 5) = -5.3076, w2(2, 6) = 1.4166
w2(2, 7) = -5.952, w2(2, 8) = 2.9312, w2(2, 9) = -0.8356, w2(2, 10) = -5.537
w2(2, 11) = 0.9774, w2(2, 12) = 0.806, w2(2, 13) = -1.117, w2(2, 14) = -1.2754
w2(3, 1) = 2.0156, w2(3, 2) = -4.1708, w2(3, 3) = 1.9608, w2(3, 4) = -7.3834
w2(3, 5) = -4.9584, w2(3, 6) = 1.1626, w2(3, 7) = -7.5974, w2(3, 8) = -4.4534
w2(3, 9) = 0.5904, w2(3, 10) = -3.7604, w2(3, 11) = -1.25, w2(3, 12) = 1.056
w2(3, 13) = 0.418, w2(3, 14) = 1.0936, w2(4, 1) = 2.2974, w2(4, 2) = 0.2794
w2(4, 3) = 5.771, w2(4, 4) = -7.9994, w2(4, 5) = -5.6636, w2(4, 6) = 7.9994
w2(4, 7) = -6.8674, w2(4, 8) = -7.9994, w2(4, 9) = 2.394, w2(4, 10) = 4.1092
w2(4, 11) = 7.9994, w2(4, 12) = 7.9994, w2(4, 13) = 0.7554, w2(4, 14) = 7.9994
w2(5, 1) = -2.2352, w2(5, 2) = -1.2186, w2(5, 3) = -4.4408, w2(5, 4) = -5.4944
w2(5, 5) = -4.8606, w2(5, 6) = 0.5642, w2(5, 7) = -7.9994, w2(5, 8) = -0.311
w2(5, 9) = -3.2686, w2(5, 10) = 3.7556, w2(5, 11) = -2.2106
w2(5, 12) = -0.6446, w2(5, 13) = 1.1306, w2(5, 14) = 0.306, w2(6, 1) = -2.6062
w2(6, 2) = -7.9156, w2(6, 3) = -6.053, w2(6, 4) = -6.2326, w2(6, 5) = 7.0864
w2(6, 6) = -7.6556, w2(6, 7) = -7.9994, w2(6, 8) = -2.3816, w2(6, 9) = -6.028
w2(6, 10) = -1.7706, w2(6, 11) = -7.8208, w2(6, 12) = -7.9084
w2(6, 13) = -3.9082, w2(6, 14) = -7.9232, w2(7, 1) = 2.7194, w2(7, 2) = 6.9192
w2(7, 3) = 7.9994, w2(7, 4) = 7.9994, w2(7, 5) = 7.1184, w2(7, 6) = 7.9994
w2(7, 7) = 7.9374, w2(7, 8) = 3.2956, w2(7, 9) = 2.0492, w2(7, 10) = 7.2524
w2(7, 11) = 7.9994, w2(7, 12) = 7.9994, w2(7, 13) = 7.469, w2(7, 14) = 7.9994
w2(8, 1) = -4.67, w2(8, 2) = -2.8944, w2(8, 3) = -5.3102, w2(8, 4) = -7.3972
w2(8, 5) = -2.156, w2(8, 6) = -4.3166, w2(8, 7) = -7.9994, w2(8, 8) = 0.3262
w2(8, 9) = -3.6296, w2(8, 10) = 0.867, w2(8, 11) = -3.1444, w2(8, 12) = -3.8784
w2(8, 13) = 0.7976, w2(8, 14) = -2.2572, w2(9, 1) = 5.363, w2(9, 2) = 6.2566
w2(9, 3) = 2.5594, w2(9, 4) = 7.9994, w2(9, 5) = 1.6304, w2(9, 6) = 3.9772
w2(9, 7) = 5.575, w2(9, 8) = -1.5632, w2(9, 9) = 2.0552, w2(9, 10) = 2.845
w2(9, 11) = 5.2754, w2(9, 12) = 3.5566, w2(9, 13) = 1.0422, w2(9, 14) = 3.219
w2(10, 1) = 3.915, w2(10, 2) = 2.2866, w2(10, 3) = 7.9994, w2(10, 4) = 7.452
w2(10, 5) = 5.8286, w2(10, 6) = 7.3904, w2(10, 7) = 7.9994, w2(10, 8) = 1.294
w2(10, 9) = 5.4202, w2(10, 10) = 3.9308, w2(10, 11) = 5.378
w2(10, 12) = 7.9994, w2(10, 13) = 2.736, w2(10, 14) = 6.8552
w2(11, 1) = 4.9814, w2(11, 2) = 3.2082, w2(11, 3) = -0.79, w2(11, 4) = 6.029

w2(11, 5) = 1.4492, w2(11, 6) = 2.04, w2(11, 7) = 6.7766, w2(11, 8) = -1.3332
w2(11, 9) = 3.4766, w2(11, 10) = 1.0524, w2(11, 11) = -1.5972
w2(11, 12) = -0.4556, w2(11, 13) = -1.5776, w2(11, 14) = -1.1926
w2(12, 1) = -1.742, w2(12, 2) = 1.0814, w2(12, 3) = 0.4954
w2(12, 4) = -5.4244, w2(12, 5) = -4.2252, w2(12, 6) = -0.0208
w2(12, 7) = -4.6608, w2(12, 8) = 1.3708, w2(12, 9) = -0.2466
w2(12, 10) = -2.1554, w2(12, 11) = 0.923, w2(12, 12) = -0.6556
w2(12, 13) = -2.6832, w2(12, 14) = 3.456, w2(13, 1) = 2.6202
w2(13, 2) = 1.2254, w2(13, 3) = 0.3086, w2(13, 4) = -4.3196
w2(13, 5) = -2.8154, w2(13, 6) = -1.345, w2(13, 7) = -5.5114
w2(13, 8) = 2.0242, w2(13, 9) = -0.3, w2(13, 10) = -1.7782
w2(13, 11) = 0.0154, w2(13, 12) = 1.543, w2(13, 13) = 0.2592,
w2(13, 14) = 1.3574, w2(14, 1) = 1.496, w2(14, 2) = -0.5426
w2(14, 3) = -1.717, w2(14, 4) = 7.9994, w2(14, 5) = 7.3982, w2(14, 6) = 0.0166
w2(14, 7) = 7.9994, w2(14, 8) = -0.2112, w2(14, 9) = 0.4246
w2(14, 10) = 2.7972, w2(14, 11) = -0.3124, w2(14, 12) = 0.0554
w2(14, 13) = 0.1716, w2(14, 14) = 0.0762

الشعاع T2(14) (شعاع الانحياز بين الطبقتين الخفيتين الأولى والثانية).

t2(2) = 1.2786
t2(3) = -0.9402
t2(4) = 7.9994
t2(5) = -1.8414
t2(6) = -7.8208
t2(7) = 7.9994
t2(8) = -4.6132
t2(9) = 2.3094
t2(10) = 7.0042
t2(11) = 0.0742
t2(12) = 2.6556
t2(13) = 1.0016
t2(14) = -0.3496

المصفوفة W3(1,14) (وهي أوزان الروابط بين الطبقة الخفية الثانية وطبقة الخرج).

w3(1, 2) = 4.2322, w3(1, 3) = 3.2284, w3(1, 4) = 0.6212, w3(1, 5) = 1.521
w3(1, 6) = -2.8736, w3(1, 7) = -0.4592, w3(1, 8) = 4.0864, w3(1, 9) = -0.7246
w3(1, 10) = -0.0224, w3(1, 11) = -1.7666, w3(1, 12) = 1.2892
w3(1, 13) = 2.6204, w3(1, 14) = -2.3426

الشعاع T3(1) (شعاع الانحياز بين الطبقة الخفية الثانية وطبقة الخرج).

```
T3(1) = 0.5452
```

المرحلة الخامسة: يتم فيها حساب الشعاع H11(14).

```
For i = 1 To 14
For j = 1 To 11
fr = xc(j) * w(i, j)
h11(i) = h11(i) + fr
Next
h11(i) = h11(i) + t1(i)
Next
```

المرحلة السادسة : يتم فيها حساب الشعاع h12(14).

```
For i = 1 To 14
h12(i) = 1 / (1 + Exp(-h11(i)))
Next
```

المرحلة السابعة: يتم فيها حساب الشعاع h21(14).

```
For i = 1 To 14
For j = 1 To 14
fr = h12(j) * w2(i, j)
h21(i) = h21(i) + fr
Next
h21(i) = h21(i) + t2(i)
Next
```

المرحلة الثامنة: يتم فيها حساب الشعاع H22(14).

```
For i = 1 To 14
h22(i) = 1 / (1 + Exp(-h21(i)))
Next
```

المرحلة التاسعة: يتم فيها حساب الثابت z11.

```
For i = 1 To 14
r11 = r11 + h22(i) * w3(1, i)
Next
r11 = r11 + t3(1)
z11 = 1 / (1 + Exp(-r11))
```

المرحلة العاشرة: يتم فيها حساب قيمة الثابت النهائي Y11 والذي يمثل كلفة المتر المربع من البناء على الهيكل، وإظهاره في الكائن النصي على واجهة البرنامج .
وذلك وفق العلاقة التالية:

$$x = \min + y(\max - \min) \qquad (٣-٥)$$

حيث أنّ: x هي القيمة المطلوبة.
y هي القيمة المراد تحويلها.
Min هي أصغر قيمة خرج فعلي للعينات المدروسة.
Max هي أكبر قيمة خرج فعلي للعينات المدروسة.

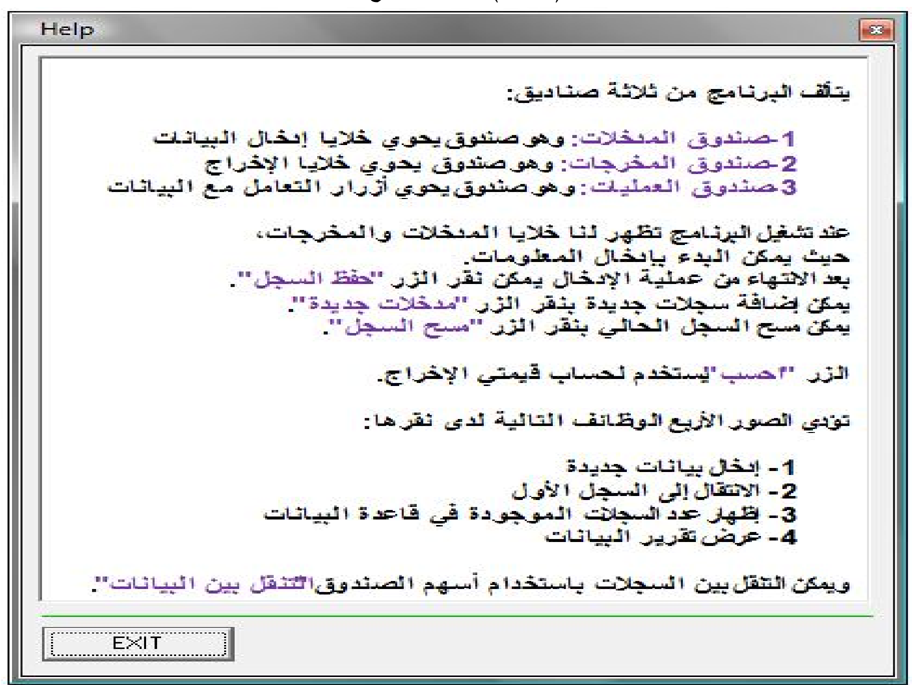
```
Y11 = 1457 + z11 * 4186
Text10.Text = Round((Y11), 6)
```

المرحلة الحادية عشر: يتم فيها حساب القيمة التي تمثل كلفة الأعمال الإنشائية للمبنى وإظهارها في كائن نصي على واجهة البرنامج.

```
Text11.Text = Y11 * Text7.Text
```



الشكل (٣-١٥) واجهة برنامج التشغيل



الشكل (٣-١٦) نافذة التعريف بالبرنامج

التقدير الأولي لكلفة مشروعات الأبنية باستخدام الشبكات العصبونية

اســـم المبنـــى	شومان (28)
المســاحة الكلية	1678
عـــدد الطوابـــق	5
ارتــــفاع المبنى	15
نظـــام التحميـل	أعمدة + جدران
نـــوع الأسـاسـات	حصيرة
نـــوع التربــــة	صخرية
وجـود القبـــــو	لا يوجد قبو
سـعر (١كغ) حديـــــــــد	28.5
سـعر (١كغ) إسـمنت	7
سـعر (١ م٣) بحص + رمل	375
سـعر حفر (١م٣) من التربة	90
كلفة المتر المربع من البناء على الهيكل	4008
كلفة الأعمـــال الإنشـــائية	6725752

الشكل (٣-١٧) نافذة عرض تقارير برنامج التشغيل

الخلاصة Summary:

تم في هذا الفصل اقتراح نموذج جديد هو الشبكات العصبونية الصنعية لحل مشكلة هامة في مجال إدارة المشروعات الهندسية تتمثل في تحديد كلفة أعمال البناء على الهيكل لمشروعات الأبنية السكنية في محافظة اللاذقية وذلك في المرحلة الأولية للمشروع.

تم تحديد ومعالجة العوامل المؤثرة على كلفة أعمال البناء ومن ثم استخدمت كمعطيات دخل من أجل تدريب الشبكة المقترحة، تم تدريب الشبكة على عينة مؤلفة من ٣٣ مشروع منفذ مسبقاً واختيرت الشبكة المثلى الموافقة للخطأ الأصغري ثم اختبرت تلك الشبكة على خمس عينات وأعطت نتائج جيدة وبالتالي أصبح بالإمكان وضعها قيد الاستثمار.

تم تطوير برنامج يعتمد على الشبكة العصبونية المدربة يسهل على المستخدمين ممن ليس لديهم خبرة في الشبكات العصبونية الاستفادة من البحث وتم استخدام لغة ال VB لتطوير هذا البرنامج.

الفصل الرابع

النتائج والمقترحات

Results and Recommendation

٤-١ النتائج والمناقشة:

Research Results:

قدم هذا البحث محاولة للاستفادة من تقنية الشبكات العصبونية في مجال اتخاذ القرار الهندسي, حيث تـم تطوير نموذجٍ جديدٍ من نماذج تقدير الكلفة بالاعتماد على الشبكـات العصبونية الصنعيـة, نموذج الشبكـة العصبونية المقترح يساعد المالك على تقدير الميزانية المطلوبة في مشروع ما ومدى الإمكانية لدخول مشروع من عدمها، من خلال أخذ فكرة تقريبية عن مقدار الموارد المالية اللازمة لمرحلة التنفيذ، وقد اختيـرت الكلف الخاصة بمشاريع تنفيذ الأبنية السكنية على الهيكل وذلك لانتشار هذا النوع من المشاريع.

تمت دراسـة الأبحاث السابقـة التي عالجت طرق عدة لتقدير كلفة أعمال البناء والتي اختلفت باختلاف المرحلة التي يتم فيها التقدير.

النموذج الجديد المقترح عبارة عن شبكة عصبونية صنعية مدربة ومختبرة على عينة من المشروعات الهندسية الممثلة بمشروعات تنفيذ الأبنية السكنية في محافظة اللاذقية.

تم تحديد العوامل المؤثرة على كلفة الأبنية السكنية بواسطة استبيان تم توزيعه على خمسة وستين من المهندسين الاستشاريين وحددت بأحد عشر عاملاً هي نوع التربة، نوع الأساسات، المساحة الكلية للبناء، عدد الطوابق، ارتفاع المبنى، نظام التحميل، تواجد قبو، كلفة الوحدة من المواد الأساسية (الحديد، الاسمنت، البحص والرمل)، كلفة حفر المتر المكعب من التربة.

درس تأثير العوامل السابقـة على ٣٨ مبنى سكني على الهيكل في محافظة اللاذقية, وحولت الدرجات المختلفـة للعوامل النوعيـة إلى قيم رقميـة حسب درجة تأثير كل منهـا على كلفة تنفيذ الأعمال الإنشائية للبناء لتصبح جاهزة للاسـتخدام في النمـوذج المقترح كعوامل دخل للشبكـة العصبونية الصنعيـة, أما خرج الشبكـة فهو كلفة تنفيذ المتر المربع من البناء السكني على الهيكل.

تم استـــخدام البرنامـــج Brain Maker لنمذجة وتصميـــم الشبكـــة العصبونية وكـــذلك لتدريب واختبـــار الشـــبكـــة المقترحـــة وذلك بالاعتماد على نظرية الانتشـــار الخلفي Back Propagation من خـــلال طورين, أمامي يحســـب كلفة تنفيذ المتر المربع من البناء السكني على الهيكل مـــن أجـــل زوج تدريب, وطور خلفي عبر توزيـــع الخطأ الناتـــج عن مقارنة الكلفة السابقـــة والكلفة الحقيقية المقدمة من زوج التدريب.

شملت عينة المشروعات السابقة على ٣٨ مشروع بناء سكني وقد قسمت هذه المشروعات إلى قسمين, قسم لإجراء عملية التدريب وقسم لعملية الاختبار, حيث تم استبعاد ٥ مشاريع من العينة بشكل عشوائي لإجراء عملية الاختبار بينما استخدمت ٣٣ عينة للتدريب.

تمـــت دراســـة ٩٦ حالـــة تصميميـــة لمعماريات مختلفـــة للشبكـــة قد تم تدريبها واختبارها بهدف إيجاد أفضل تصميم للشبكة والذي يوافق الخطأ الأصغري عن طريق تغير هيكلية تلك الشبكة كعدد الطبقات الخفية, عدد الوحدات ضمن كل طبقة, معدل التعلم. وكانت الشبكة المثلى الموافقة لمقدار خطأ متوسط يساوي ٠,٠٢٣٤ هي الشبكة ذات المواصفات التالية:

- عدد وحدات طبقة الدخل ١١ وحدة.
- عدد وحدات طبقة الخرج هي وحدة واحدة تمثل كلفـــة المتـــر المربـــع مـــن البنـــاء الســـكني على الهيكل.
- عدد الطبقات الخفية هما طبقتان فقط.
- عدد الوحدات أو العصبونات في كل طبقة خفية هو ١٤ وحدة.
- معدل التعلم ٠,٨٥.
- تابع التنشيط المستخدم هو تابع سييغمويد Sigmoid .

تمت عملية الاختبار على العينات الخمسة التي لم تتدرب عليها الشبكة سابقاً وتم حساب كلفة المتر المربع الموافقة لكل مشروع من خلال طور واحد هو طور التمرير الأمامي فقط, ثم تمت مقارنة القيم الحقيقية والقيم الناتجة عن اختبار الشبكة وأظهرت النتائج توافق كبير بين تلك القيم, وهذا ما يشجع على استخدام نموذج الشبكات العصبونية الصنعية في عملية التنبؤ بكلفة تنفيذ البناء لأنه يمتاز عن بقية النماذج بما يلي:

- القدرة على معالجة الكثير من العوامل المؤثرة على كلفة مشاريع البناء.
- القدرة على معالجة المعايير النوعية " التي لا نستطيع التعبير عنها بأرقام".

القدرة على معالجة العوامل التي لا تربط بينها علاقة واضحة، هذه الخاصية تساعد في زيادة دقة التقدير لأعمال البناء وخاصة في مرحلة الفكرة، حيث مكنت من الإحاطة بمعظم العوامل المؤثرة على كلفة مشاريع الأبنية السكنية في المرحلة الأولية منه على الرغم من محدودية البيانات في تلك المرحلة، وإيجاد علاقة رياضية بين هذه المتغيرات المستقلة عن طريق عملية تثقيل الأوزان.

كما أن البرنامج الحاسوبي المطور:

- يسهل على المستخدمين ممن ليس لديهم خبرة في الشبكات العصبونية الاستفادة من البحث عن طريق إدخال العوامل المؤثرة على الكلفة للحصول مباشرةً على الخرج المطلوب دون القيام بتشكيل ملف للإدخالات ودون الحاجة لمعالجة المدخلات الرمزية أو الحاجة للعودة إلى الشبكة المثلى من خلال خطوات عدة ونوافذ مختلفة للبرنامج المستخدم في تدريب الشبكة المثلى فتختصر بذلك على المستثمرين الكثير من الجهد والوقت وهذا أمر هام جداً وخصوصاً في الحالات التي تكون فيها فترة اتخاذ القرار قصيرة.

٤-٢ الاستنتاجات والمقترحات:

Recommendation:

من خلال الدراسة التي أنجزت في هذا البحث تبين مدى نجاح استخدام الشبكات العصبونية في حل مشكلة إمكانية تقدير كلفة تنفيذ الأعمال الإنشائية للأبنية السكنية خلال مرحلة الفكرة للمشروع مع الإشارة للنقاط التالية:

١ - يجب الفصل بين الكلفة المقدرة وميزانية المشروع حيث أن الميزانية يجب أن تتضمن كلفة المشروع المقدرة بالإضافة إلى ما يعرف بالكلفة الناعمة (soft cost) والتي تتضمن سعر الأرض، أتعاب التصميم المعماري والإنشائي، أجور رخصة البناء، المعدات القابلة للتحريك، تأمينات المخاطر والحريق وغيرها من الأسعار غير المتعلقة بالمنشأة.

٢ - يعتبر تحديد ماهية المداخل للشبكة العصبونية من أهم الأمور التي يجب على مصمم الشبكة معرفتها مثل عدد المداخل ونوعيتها، حيث يجب أن تكون شاملة لجميع الظروف التي تصف قيم المخرج بحيث لا يتم إغفال قيم هامة مؤثرة على المخرج أو إدخال قيم ليست مؤثرة أصلاً على المخرج.

٣ - كلما كان عدد عينات الاختبار أكثر تنتقل الشبكة من مرحلة تذكر نموذج كانت قد تدربت عليه مسبقاً إلى مرحلة التنبؤ والتوقع بخرج نموذج مشابه للنماذج السابقة.

٤ - إجراء تحليل حساسية بشكل أعمق لتوضيح مدى أهمية وتأثير كل عامل على كلفة البناء مع بقاء العوامل الأخرى ثابتة وذلك بالاعتماد على برامج إحصائية متطورة أو برامج نمذجة خاصة بهذه العمليات وذلك من أجل بحوث لاحقة في إطار استخدام الشبكات العصبونية الصنعية.

٥ - يجب الإشارة أنه في أبحاث تقدير كلف الأبنية تختلف دقة النتائج والتقنية المستخدمة لتحقيقها باختلاف المشاريع الموضوعة قيد الدراسة والظروف المحيطة بها، كمية

البيانات المتاحة ومدى جودتها ونوعيتها، المرحلة التي يتم فيها التقدير وحساسية التقنية المستخدمة تجاه العوامل المؤثرة في الكلفة والمتاحة في تلك المرحلة.

٦ – إن مثل هذه الأبحاث تتطلب جمع بيانات وغالبا ما تكون العملية مشوبة بالأخطاء التي من الممكن تقليصها إلى حدودها الدنيا كلما كانت البيانات موثقة بشكل جيد.

٧ – ممكن في المستقبل تطوير النظام عن طريق جمع عدد أكبر من العينات ذات البيانات الموثقة وإضافة بعض العوامل المؤثرة على الكلفة مثل:

- موقع البناء ومدى سهولة تزويده بالمواد والآليات.
- كفاءة العمالة المستخدمة في عملية التنفيذ.

٨ – من الممكن تطوير النظام لتطبيقه بشكل أوسع لمختلف أنواع الأبنية من خلال إدخال بارامترات تتعلق بخاصية هذه الأبنية.

٩ – من المفيد إنشاء قواعد بيانات تتضمن كافة المعلومات المتعلقة بالأبنية المشادة للاستفادة منها لاحقاً من قبل جهات مختلفة (الجهة المنفذة، المالكة، بالإضافة إلى الباحثين العلميين).

١٠ – كل المشاريع تبدأ بفكرة لتنتهي بتحقيق الهدف من هذا المشروع، وبما أن أغلب الأهداف للمشاريع هي أهداف اقتصادية، كان لا بد من وجود تقنيات تقدير كلف مرنة تكون قادرة على التأقلم مع ظروف كل مرحلة من مراحل المشروع مثل تقنية الشبكات العصبونية التي قدمت في هذا البحث ما يشبه الرأي الخبير الذي يستفيد من بيانات مشاريع سابقة .

المراجع

1- ABDALLA, K. M. and STAVROULAKIS, G. E. *A Backpropagation neural network model for semi-rigid steel connections*. Microcomputers in Civil Engineerin USA, Vol. 10, No. 2, 1995, 77-87.

2- ASHWORTH, A. *Cost Studies Of Buildings.* 2^{nd}. ed., Addison-Wesley, New York, 1999, 244-278

3- CALIFORNIA SCIENTIFIC SOFTWAR. *Brain Maker Proffesional, Neural Networks Simulation Software, User′s Guide and Reference Manual*. 1^{st}. ed., California university, Nevada city, California, 1994.

4- CHENG, M. Y., TSAI, H. C. and HEIEH, W. S. *Web-based conceptual cost estimates for construction projects using Evoluionary Fuzzy Neural Inference Model*. Automation in construction UK, Vol. 18, No. 2, 2009, 164-172.

5- CHEUNG, F. K. T. and SKITMORE, M. *Application of Cross Validation Techniques for Modeling Construction Costs During the Very Early Design Stage*. Building and Environment UK, Vol. 41, No. 12, 2006, 1973–1990.

6- CHUANG, P. H., GOH, A. T. C. and WU, X. *Modeling the capacity of pin-ended slender reinforced concrete columns using neural networks*. Journal of Structural Engineering, American Society of Civil Engineers USA, Vol. 124, No. 7, 1998, 830-838.

7- ELKORDY, M. F., CHANG, K. C. and LEE, G. C. *A Structural Damage Neural Network Monitoring System*. Microcomputers in Civil Engineering USA, Vol. 9, No. 2, 1994, 83-96.

8- FREEMAN, J. A. and SKAPURA, D. M. *Neural Networks, Algorithms, Applications, and Programming Techniques*. 2^{nd}. ed., Addison-Wesley, California, 1992, 393.

9- GOH, A. T. C., WONG, K. S. and BROMS, B. B. *Developments in Neural Networks and Evolutionary Computing for Civil and Structural Engineering: Multivariate Modelling of FEM Data Using Neural Networks*. 1^{st}.ed., Meigle Printers Limited, Edinburgh, UK, 1995, 59-64 (205).

10- HAMAMI, M. and BOUABAZ, M. *A cost estimation model for repair bridges based on artificial neural network*. American Journal of Applied Sciences USA, Vol. 5, No. 4, 2008, 334 – 339.

11- HAN, K. H؛ LEE, H. S؛ PARK, M. and JI, S. H. *Cost Estimation Methodology Using Database Layer in Construction Projects*. The 25th International Symposium on Automation and Robotics in Construction, Lithuania, June 26-29, 2008.

12- JADID, M. N. and IDRESS, M. M. *Cost estimation of structural skeleton using an interactive automation algorithm: Aconcepual approach*. Automation in construction UK, Vol. 16, No. 6, 2007, 797–805.

13- JENKINS, W. M. *Developments in Neural Networks and Evolutionary Computing for Civil and Structural Engineering: Neural Network-Based Approximations for Structural Analysis*. 1^{st}.ed., Meigle Printers Limited, Edinburgh, UK, 1995, 25-35 (205).

14- KALOGIROU, S. A., NEOCLEOUS, C.C and SCHIZAS, C. N. *Bullding heating load estimation using artificial neural networks*. Proceedings of the International Conference EANN΄96, London, February 5-8, 1996.

15- Kim, G. H., An, S.H and Kang, K. I. *Comparision of construction cost estimating models based on regression analysis, neural networks, and case-based reasoning*. Building and Environment UK, Vol. 39, No. 10, 2004, 1235-1242.

16- MUKHERJEE, A. and DESHPANDE, M. *Modeling Initial Design Process Using Artificial Neural Networks*. Journal of Computing in Civil Engineering USA, Vol. 9, No. 3, 1995, 194-200.

17- OBERLENDER, G. D. *Project Management For Engineering And Construction.* 2^{nd}. ed., Hill Book, London, 2000, 255

18- SODIKOV, J. *Cost Estimation of highway projects in developing countries: Artificial Neural Network Approach*. Journal of the Eastern Asia Society For Transportation Studies Japan, Vol. 6, No. 0, 2005, 1036-1047.

19- SONMEZ, R. *Conceptual Cost Estimation of Building Projects with Regression Analysis and Neural Networks*. Canadin Journal of Civil Engineering Canada, Vol. 31, No. 4, 2004, 667-683.

20- STEPHENS, J. E. and VANLUCHENE, R. D. *Integrated Assessment of Seismic Damage in Structures*. Microcomputers in Civil Engineering USA, Vol. 9, No. 2, 1994, 119-128.

21- YAMAN, H. and TAS, E. *A Building Cost Estimation Model Based on Functional Elements*. Journal Of The Fuculty Architecture Turkey, Vol. 4, No. 1, 2007, 73-87.

22- عيسى، علام زكي. *الشبكات العصبية الصنعية، البنية الهندسية، الخوارزميات، التطبيقات*. الطبعة الأولى، دار شعاع، سورية، ٢٠٠٠، ٤٩٧.

23- عبد الرشيد, إبراهيم. إدارة مشروعات التشييد. الطبعة الأولى، دار النشر للجامعات، مصر، ٢٠٠٦، ٢٨٧.

التقدير الأولي لكلفة مشروعات الأبنية باستخدام الشبكات العصبونية

الملخص

يلعب التقدير الأولي لكلفة أعمال البناء دوراً هاماً في عملية اتخاذ القرار للمشاريع على الرغم من محدودية بيانات التصميم المتاحة في تلك المرحلة. لذلك هدفت هذه الدراسة لتطوير موديل نموذجي لتقدير كلفة مشاريع الأبنية في المرحلة الأولية للمشاريع باستخدام تقنية الشبكات العصبونية الصنعية، حيث تم جمع بيانات ل 38 بناء سكني في محافظة اللاذقية، كما حددت مجموعة من البارامترات الهامة والمؤثرة على كلفة الأبنية السكنية على الهيكل، وذلك من خلال توزيع استبيان على عدد من المهندسين الاستشاريين في هذا المجال، تم تدريب واختبار الشبكة العصبونية من خلال مجموعة من التصاميم المعمارية المقترحة، وتم اعتماد معمارية الشبكة العصبونية المثلى ذات الخطأ الأصغري.

تتألف طبقة الدخل للشبكة العصبونية المقترحة من أحد عشر متغيراً، وتتضمن طبقتين خفيتين كل طبقة تحتوي 14 عصبوناً، أما طبقة الخرج تتألف من عصبون واحد يمثل كلفة المتر المربع للبناء على الهيكل. النتائج التي تم الحصول عليها من الشبكات العصبونية أشارت إلى نجاح هذه التقنية في التنبؤ بكلفة مشاريع الأبنية في المرحلة المبكرة من المشروع وذلك اعتماداً على مجموعة من المعلومات دون الحاجة للمزيد من التفاصيل المتعلقة بالتصميم، كما تم تطوير برنامج بسيط باستخدام لغة الــ VB لتشغيل الشبكة العصبونية المدربة بسهولة.

Primary cost estimating for building projects using neural networks

Abstract

Early stage cost estimate plays a significant role in any initial construction project decisions, despite the project scope has not yet been finalized and still very limited information regarding the detailed design is available during these early stages. This study aimed at developing an efficient model to estimate the cost of building construction projects at conceptual stage of the project using artificial neural networks. Data of 38 building projects in Lattakia was collected. Several significant parameters identified for the structural skeleton cost of the project were determined by the use of questionnaire distributed among many experience engineers and constructors involved in this kind of projects, the network was trained and tested for different architectures in order to choose the network architecture that lead to the minimum error. The input layer of the artificial Neural Networks (ANN) model comprised eleven parameters. The developed ANN model had tow hidden layer with fourteen neuron. One neuron representing the meter square cost of structural buildings at conceptual stage of the project formed the output layer of the ANN model. The results obtained from the trained models indicated the neural networks reasonably succeeded in predicting the early stage cost estimation of buildings using basic information of the projects and without the need for more detailed design.

Using VB programming language, simple program has been developed to run the trained network easily by the user.